



# Prise en compte des hétérogénéités dans la restitution de l'eau nuageuse et des précipitations par radiométrie micro-onde passive

Damien Lafont

## ► To cite this version:

Damien Lafont. Prise en compte des hétérogénéités dans la restitution de l'eau nuageuse et des précipitations par radiométrie micro-onde passive. Océan, Atmosphère. Université Blaise Pascal - Clermont-Ferrand II, 2005. Français. NNT : . tel-00009275

**HAL Id: tel-00009275**

**<https://theses.hal.science/tel-00009275>**

Submitted on 17 May 2005

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Numéro d'ordre : 1558

**UNIVERSITE BLAISE PASCAL**  
(U.F.R. de Recherche Scientifique et Technique)

**ECOLE DOCTORALE DES SCIENCES FONDAMENTALES**  
N° 441

# THESE

présentée pour obtenir le grade de

**DOCTEUR D'UNIVERSITE**

*Spécialité : Physique de l'atmosphère*

Par **Damien LAFONT**

**Diplômé d'Etudes Approfondies**

**Prise en Compte des Hétérogénéités dans la Restitution de l'Eau  
Nuageuse et des Précipitations par Radiométrie  
Micro-Onde Passive**

Soutenue publiquement le 27 Janvier 2005, devant la commission d'examen :

Rapporteurs :

Michel Desbois, *Laboratoire de Météorologie Dynamique*, Palaiseau  
Nicolas Viltard, *Centre d'Etude des Atmosphères Terrestre et Planétaires*, Vélizy

Examineurs :

Sylvie Cautenet, *Laboratoire de Météorologie Physique*, Clermont-Ferrand  
Jean Pierre Chaboureau, *Laboratoire d'Aérodynamique*, Toulouse  
Franck Roux, *Laboratoire d'Aérodynamique*, Toulouse

Directeur de thèse :

Bernard Guillemet, *Laboratoire de Météorologie Physique*, Clermont-Ferrand



*Dans la vie, il ne s'agit pas nécessairement  
d'avoir un beau jeu, mais de bien jouer de  
mauvaises cartes*

Robert Louis Stevenson



## REMERCIEMENTS

*Je remercie Nadine Chaumerliac, actuellement directrice du Laboratoire de Météorologie Physique pour m'avoir accueilli au sein de son laboratoire, ainsi que Bernard Guillemet pour avoir rendu possible cette thèse.*

*Je remercie particulièrement Sylvie Cautenet, Nicolas Viltard, Michel Desbois, Frank Roux et Jean-Pierre Chaboureau qui m'ont fait l'honneur de faire partie de mon jury de thèse.*

*Je tiens à remercier Louis Garand pour m'avoir accordé un peu de son temps, et livrer de nombreux conseils et encouragements.*

*Je remercie également, les correcteurs anonymes (ou non), qui par leurs nombreuses remarques ont permis de faire évoluer mon travail. Merci surtout aux Professeurs James Weinman et Gutenberg Franca pour m'avoir fait confiance.*

*Merci à Jean-Pierre Orly et son équipe, Lüder von Bremen et Guosheng Liu, qui ont tous, de près ou de loin (parfois même très loin) contribué à l'avancement de cette thèse.*

*Merci aux compagnons présents et anciens, du LaMP : Matthieu Leporini, Laurent Deguillaume, Fred Szczap, Maud Leriche, Pascal Bleuyard, Claire Saugues, Joaquim Arteta, Fanny Minvielle, Gilles Foret, Mohamad Taghavi. Merci aussi à Yahya Gour pour ses adresses d'ostéopathes et autres kinés, Valery Sherbakov pour ses tisanes à la camomille ; aux expatriés, en particulier Olivier Jourdan pour son soutien et ses encouragements, Céline Cornet, Nicolas Ferlay, Marie Monier, et bien sûr Rémi Palard à qui je dois beaucoup. Même si je n'ai partagé que peu de temps avec eux, je tiens à leur dire à tous un grand Merci.*

*Merci à Cécile Yvetot et Sylviane Bondoux, mes voisines du troisième, pour leur grande disponibilité et surtout leur gentillesse. Enfin, je ne peux oublier de remercier Anne-Marie Lanquette, Françoise Besserve, Philippe Cacault, et plus récemment Sandra Banson, pour leur soutien informatique et leurs efforts fournis à satisfaire mes nombreuses requêtes.*

*Merci à Sylvie et Guy Cautenet, ainsi que David Poulet et François Bouo Bella qui ont accompagné et encouragé mes débuts au LaMP. Merci aussi à Albert Benassi dont je retiendrais surtout l'allégorie de la tortue ... Merci enfin au Professeur Jean Devaux pour son cours mémorable d'Ecologie, un peu à l'origine du travail sur la classification des nuages.*

*Cette thèse trouve sa substance dans des conférences, des écrits scientifiques, et surtout dans des entretiens - menés de 2001 à 2004 - auprès de nombreuses personnes. Certains étaient des scientifiques comme par exemple Corinne Burlaud, Stephano Di Michele, ou Alessandra Tassa, - d'autres non. Tous ont permis la construction de cette thèse, certains en me désarçonnant par une objection, d'autres en me confortant par un compliment.*

*Il me faut reconnaître le rôle tout aussi important qu'ont joué des rencontres avec des personnes dont le nom ne provoque de résonance qu'en moi, ou même avec des anonymes dont je ne connais rien, sinon l'effet que tels de leurs mots, telles de leurs attitudes a provoqué. Il y a enfin des rencontres collectives, par exemple avec un amphî, ou avec une classe comme à l'IUT de Mesures Physiques.*

*"J'ai trouvé des amis exceptionnels pour ouvrir ma pensée, et des loisirs prolongés pour la mûrir et la fixer", cette phrase de Teilhard de Chardin s'adresse à merveille à Christophe et Amélie Del'homme, Richard Dugne, Thierry Cellier-Barette et Audrey Bertrand, et ceux qui tous, en m'aidant dans la vie, m'ont permis d'achever cette thèse. Merci aussi à Pierre Chevrier, supporter de toujours et toujours passionné. Merci également à Anne-Sophie et David Bousquet, Marie Noëlle Madebène, et particulièrement à Laurent Faucher pour m'avoir rendu mon sourire, ainsi qu'à Vincent Cot au rire désormais légendaire. Un grand Merci aussi à Sébastien Blanquet, Johann Godard, François Fajon, et Mickaël Aymard pour tous ces moments partagés de sport, et de vie.*

*L'Université aura aussi été pour moi l'occasion d'une aventure sportive exceptionnelle, et c'est à Alain Bertrand dont l'authentique esprit universitaire a déteint sur moi, et mes co-équipiers que vont mille remerciements. Pour m'avoir accueilli à mes débuts Greg Paparic, les deux Laurent-Vergne et Bonin-*

*Olivier Pernot, Stéphane Save. Puis un peu plus tard Thomas Maigret, Loïc Leyrolles, Nicolas Bay et plus récemment Julien Favardin, Clément Rousseau, Mario Cordero, Jérôme Payrat et Cedric Caronello. Tous ont été plus que de simples équipiers lors de nos différents parcours en championnat de France, à la quête de cette insaisissable demi-finale, je les remercie du fond du coeur pour tous ces jeudis mémorables. Merci également à Manue et Mimi compagnons de promo à Limoges, aparté sportif (mais aussi studieux) au milieu de cette thèse. Enfin, un grand merci à Thomas Caland, Jean-Philippe Cabrolier ou Jérôme Vidallet, qui m'ont permis d'atteindre parfois ces quelques instants précieux pour lesquels j'ai tant donné.*

*Concilier études et sport n'est pas toujours facile, surtout physiquement, c'est pourquoi je tiens à remercier particulièrement Brice Aubry, qui m'a remis sur pied plus d'une fois ...*

*A travers mon travail sur les nuages, j'ai compris combien la passion a partie liée avec la connaissance, et trouvé au coeur de cette thèse, le message simple qu'un homme immergé dans un milieu pouvait prendre assez de recul pour le regarder avec d'autres yeux. Il semble aussi que souvent, une formulation différente, un angle nouveau, ou simplement les bons mots nous font comprendre l'essentiel ; quelques citations, rencontrées au fil des publications, l'illustreront dans ce manuscrit.*

*J'ai du mal à imaginer comment serait la vie sans musique, alors merci infiniment à Ali Farka Touré - entre autres - dont la musique aura été pour moi un soutien et un refuge permanent.*

*Merci aussi à l'incontournable et déconcertant Christian Gay.*

*Je remercie particulièrement mon frère Xavier pour son autre vision du monde.*

*Je voudrais aussi apporter tous mes remerciements à ma mère qui m'a encouragé et soutenu de longues années, et m'a transmis sa volonté et sa passion des sciences et de la nature.*

*Enfin un grand merci du fond du coeur à Nathalie, avec qui je partage la joie de vivre dans cet univers. Tu m'as encouragé, soutenu, aidé, poussé à finir ma thèse. Si j'ai pu finir si détaché, si serein, c'est grâce à toi. Merci pour ton amour, ta confiance, tes encouragements, et surtout ... ton sourire.*

<b>REMERCIEMENTS .....</b>	<b>5</b>
<b>Liste des Abréviations .....</b>	<b>9</b>
<b>INTRODUCTION.....</b>	<b>11</b>
<b>I. Utilisation de la Radiométrie Micro-Onde Passive en Physique des Nuages .....</b>	<b>17</b>
<b>CHAPITRE 1        La radiométrie micro-ondes passive : court historique.....</b>	<b>19</b>
1.1    La télédétection par satellite .....	19
1.2    La télédétection passive par micro-ondes.....	19
1.3    Le début des satellites micro-ondes .....	21
1.4    Le SSM/I .....	22
<b>CHAPITRE 2        Transfert radiatif micro-onde - Interactions avec les nuages.....</b>	<b>23</b>
2.1    Réception des micro-ondes et formalisation du transfert radiatif.....	23
2.2    Composantes atmosphériques des températures de brillance .....	26
2.3    Composantes de la surface des températures de brillance .....	29
2.4    Utilisation de la polarisation.....	30
2.5    Caractéristiques radiatives des précipitations aux fréquences micro-ondes .....	31
2.6    Applications des micro-ondes à la détermination des caractéristiques des nuages et des précipitations .....	34
2.7    Synthèse sur l'étude des précipitations par micro-ondes passives .....	37
<b>CHAPITRE 3        Modèles radiatifs micro-ondes - Modèles de nuage .....</b>	<b>39</b>
3.1    Modèles de transfert radiatif.....	39
3.2    Décalage géométrique des températures de brillance .....	43
3.3    Génération de nuages hétérogènes.....	44
3.4    Utilisation de modèles physiques d'atmosphère nuageuse.....	44
3.5    Utilisation de schémas « géométriques » de champs nuageux .....	45
3.6    L'hétérogénéité verticale.....	45
3.7    Conclusions sur la première partie .....	46
<b>II. Des Hétérogénéités du Champ Nuageux.....</b>	<b>47</b>
<b>au "Beam-Filling Effect" .....</b>	<b>47</b>
<b>CHAPITRE 4        Beam Filling Effect (BFE).....</b>	<b>49</b>
4.1    Pourquoi étudier le BFE ? .....	49
4.2    Définition du BFE .....	50
4.3    Méthodologie.....	51
<b>CHAPITRE 5        Hétérogénéités .....</b>	<b>53</b>
5.1    L'hétérogénéité des champs nuageux.....	53
5.2    Caractériser l'hétérogénéité.....	53
<b>CHAPITRE 6        BFE et Paramètres d'Hétérogénéité .....</b>	<b>59</b>
6.1    Introduction .....	59
6.2    Publication .....	60
6.3    Conclusion.....	79
<b>III. Couplage Spatial Micro-Ondes / Couverture Sous-pixel pour la Restitution des Précipitations... 81</b>	
<b>CHAPITRE 7        Couplages.....</b>	<b>83</b>
7.1    Trouver l'information manquante : le couplage.....	83
7.2    Couplage physique .....	84
7.3    Le couplage physique Micro-onde/IR à la base d'une classification nuageuse .....	86
7.4    Couplage des micro-ondes passives et actives (radar).....	86
7.5    Notre approche : le couplage spatial.....	87



<b>CHAPITRE 8</b>	<b>Réseaux de Neurones .....</b>	<b>89</b>
8.1	Des neurones aux neurones formels .....	89
8.2	Le perceptron multicouche .....	89
8.3	Utilisation des réseaux de neurones en télédétection spatiale .....	90
<b>CHAPITRE 9</b>	<b>Restitution des précipitations.....</b>	<b>93</b>
9.1	La mesure des précipitations par micro-ondes passives .....	93
9.2	Résumé de l'article.....	94
9.3	Les données TRMM .....	97
9.4	<i>Publication</i> .....	100
9.5	Conclusion .....	120
<b>Conclusion sur la Partie III.....</b>		<b>117</b>
<b>IV. De l'Hétérogénéité à la Diversité .....</b>		<b>121</b>
<b>CHAPITRE 10</b>	<b>Hétérogénéités Nuageuses .....</b>	<b>123</b>
10.1	Des nuages plus ou moins organisés .....	123
10.2	Etudes sur la forme .....	124
10.3	Origine des structures nuageuses.....	125
10.4	Classifications nuageuses .....	126
10.5	Observation des nuages par satellite.....	127
10.6	Principes d'une classification nuageuse par satellite .....	128
<b>CHAPITRE 11</b>	<b>L'Indice de Diversité.....</b>	<b>131</b>
11.1	Introduction .....	131
11.2	Les indices en télédétection.....	131
11.3	L'Indice de Diversité, <i>DI</i> .....	132
11.4	Résumé de l'article.....	133
11.5	<i>Publication</i> .....	135
11.6	Conclusions .....	155
11.7	Discussion.....	155
<b>CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES.....</b>		<b>161</b>
<b>ANNEXE.....</b>		<b>169</b>
<b>BIBLIOGRAPHIE .....</b>		<b>171</b>

## Liste des Abréviations

ADEOS II : Advanced Earth Observing Satellite II  
AMSR-E : Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS  
AMSU : Advanced Microwave Sounding Unit  
AVHRR : Advanced Very High Resolution Radiometer  
BFE : Beam Filling Error  
COARE : Coupled Ocean Atmosphere Response Experiment  
CF : Cloud Fraction  
CV : Coefficient of Variation  
DI : Diversity Index  
EOS : Earth Observing System  
ESMR : Electrically Scanning Microwave Radiometer  
FOV : Field of View  
GARP : Global Atmospheric Research Program  
GCM : Global Circulation Model  
GEM : Geosynchronous Microwave  
GOES : Geostationary Operational Environmental Satellite  
GPI : Global Precipitation Index  
GPM : Global Precipitation Mission  
IR : Infrared  
IRCF : Infrared Cloud Fraction  
ISCCP : International Satellite Cloud Climatology Project  
LWP : Liquid Water Path  
MC : Matrice de Cooccurrence  
MISR : Multiangle Imaging Spectroradiometer  
MODIS : Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer  
MVI : Microwave Visible Infrared  
MW : Microwave / Micro-ondes  
NASA : National Aeronautics and Space Administration  
NASDA : National Space Development Agency of Japan  
NPD : Normalized Polarization Difference  
NUBF : Non-Uniform Beam Filling  
NWP : Nowcast Weather Prediction  
OLS : Operational Linescan System  
OMM : Organisation Météorologique Mondiale  
PCT : Polarization Corrected Temperature  
PR : Precipitation Radar  
PRCF : Precipitation Radar Cloud Fraction  
SSM/I : Special Sensor Microwave Imager  
SSM/T : Special Sensor Microwave Temperature  
TB : Température de Brilliance / Brightness Temperature  
TMI : TRMM Microwave Imager  
TOGA : Tropical Ocean Global Atmosphere  
TRMM : Tropical Rainfall Measuring Mission  
UARS : Upper Atmosphere Research Satellite  
VI : Variability Index  
VIS : Visible  
VISSR : Visible Infrared Spin Scan Radiometer



## INTRODUCTION

La connaissance de la Terre a progressé de manière considérable à partir du moment où il est devenu possible de l'observer de façon globale à l'aide de satellites artificiels. La télédétection spatiale, c'est-à-dire les prises de vues de la Terre depuis l'espace, présente un avantage considérable et évident sur les observations classiques (bateau, sol, ...etc.) : l'obtention d'informations continues et à grande échelle. Elle est désormais l'outil indispensable pour l'étude de l'atmosphère et, dans de nombreux cas, l'unique source d'informations. En effet, bien que les images ne révèlent que des fragments de la planète, les observations à temps plein et en continu permettent une étude globale de l'atmosphère, des océans et des continents.

Les éléments mesurés par les capteurs modernes embarqués sur les satellites vont bien au-delà de ce qu'ont pu livrer les premiers clichés photographiques des astronautes. Cette supériorité tient essentiellement au fait que ces capteurs ont une "vision" beaucoup plus puissante que celle de l'œil humain. Ils peuvent notamment percevoir les rayonnements infrarouges (IR) ou micro-ondes (MW), et ce malgré les nuages ou la nuit. C'est ce mode de fonctionnement, global et régulier, qui fait de ce moyen d'observation le plus avantageux.

A partir des années soixante, et après les observations spatiales visuelles, les informations numérisées sont devenues possibles en infrarouge puis en micro-ondes. Depuis, la diversité des capteurs s'est considérablement accrue, et aujourd'hui les satellites observent la Terre (surface et atmosphère) sur une large gamme du spectre électromagnétique. Dans cette gamme, les longueurs d'onde centimétriques et millimétriques (les micro-ondes ; de 0.3 à 300 GHz environ) sont particulièrement adaptées à l'observation de l'eau nuageuse, car elles permettent d'une part, de sonder l'intérieur des nuages alors que le signal dans le visible et l'infrarouge contient une information essentiellement « superficielle » et d'autre part, d'estimer la quantité d'eau intégrée verticalement (LWP, pour Liquid Water Path) ainsi que de détecter et quantifier les précipitations. Le fait que l'atmosphère (à travers les gaz atmosphériques et les hydrométéores) est relativement transparente dans cette bande spectrale, est un autre avantage pour cette application.

Le développement de l'observation satellite micro-ondes constitue la principale évolution dans le domaine de la mesure des précipitations : les instruments actifs et passifs permettent désormais le suivi de l'eau atmosphérique dans les trois dimensions d'espace et de paramètres de surface importants pour les échanges surface-atmosphère.

Cependant, en raison des longueurs d'ondes concernées, la résolution spatiale des mesures par micro-ondes est relativement faible (typiquement de l'ordre de 100 km<sup>2</sup>, voire beaucoup plus).

Les échelles usuelles de la répartition nuageuse et de l'hétérogénéité des nuages impliquent la nécessité de prendre en compte les effets de cette répartition à la fois dans le problème du transfert radiatif direct (des paramètres nuageux vers les luminances) et dans les aspects inverses. De nombreux travaux ont porté durant la dernière décennie sur l'examen des conséquences de la répartition hétérogène des hydrométéores dans le domaine du transfert radiatif en courtes longueurs d'ondes (visible, et proche infrarouge). Des corrections ont été proposées pour corriger l'effet de l'hétérogénéité nuageuse sur les restitutions de paramètres accessibles dans ces longueurs d'ondes comme le rayon effectif et l'épaisseur optique (Marshak et al., 1995; Szczap et al., 2000; Faure et al., 2001a,b; Cornet et al., 2004).

En fonction de la fréquence utilisée, l'intensité du signal disponible et les propriétés des antennes réceptrices imposent des champs de vision (ou bien FOV<sup>1</sup> pour Field of View) d'autant plus étendus que la fréquence est basse. Compte tenu des plus grandes dimensions

---

<sup>1</sup> Superficie à partir de laquelle un capteur compose un unique signal dont la valeur est constituée par l'intégrale des valeurs élémentaires de la surface.

des FOV des radiomètres micro-ondes, le remplissage partiel par les nuages est un évènement fréquent qui a des conséquences directes sur les luminances observables car les propriétés d'émission dans les grandes longueurs d'ondes sont liées en premier lieu à la température des corps émetteurs.

A ce remplissage partiel vient s'ajouter la réponse non linéaire des nuages sur le transfert radiatif qui conduit à des températures de brillance (TB) correspondant à un nuage hétérogène, très différentes de celles correspondant à un nuage homogène équivalent. Ces différences sont exprimées dans ce que l'on rencontre communément dans la littérature sous le terme "beam filling error" ou "beam filling effect" (BFE) pour désigner cet effet combiné du remplissage partiel des FOV et de la non linéarité. Dans ce manuscrit, par simplicité, on conservera par la suite ce terme de BFE pour exprimer la conséquence directe de cette variabilité sous-pixel occultée par les capteurs MW. Ceci conduit à des erreurs systématiques sur la restitution des paramètres nuageux et des précipitations (Bell, 1987; Kummerow, 1998).

Les images de la figure 1, issues des capteurs infrarouges (11  $\mu\text{m}$ ) et micro-ondes (85 GHz) du satellite TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission, Simpson et al. 1996), illustrent visuellement l'aspect hétérogène et la différence dans la perception de l'hétérogénéité des champs en fonction de la résolution.

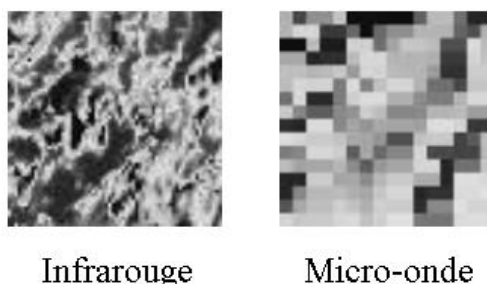


FIG. 1 - Images satellites<sup>2</sup> d'un champ nuageux, en infrarouge (11  $\mu\text{m}$ , 2 km de résolution) et en micro-ondes (85 GHz, 8 km de résolution) (NASA-TSDIS).

Harris et Foufoula-Georgiou (2001) ont montré que l'omission de la variabilité sous-maille dans les modèles utilisés pour les applications de détection micro-ondes entraîne des biais considérables. Les éventuelles corrections passent par une connaissance - à défaut de compréhension - des propriétés d'échelles des fluctuations. Ce type de correction implique par conséquent le développement d'une méthodologie appliquée à la construction de champs présentant les caractéristiques de champs réels : propriétés de répartition, de "scaling", voire de texture.

Pour palier à ce problème d'hétérogénéité, on pourrait améliorer les techniques IR/VIS pour retrouver les paramètres nuageux. Des progrès sont possibles dans cette voie, mais, par nature, jamais ces longueurs d'ondes ne permettront d'obtenir une information intégrée directe. C'est pour cela que les techniques faisant appel aux micro-ondes, et plus récemment les méthodes combinées se sont développées (Bellerby et al., 2000; Todd et al. 2001, Marzano et al., 2004). Comme nous le préciserons dans le chapitre 6, la complémentarité des informations en courtes et grandes longueurs d'ondes, ou plus exactement entre les mesures dans les domaines infrarouge-visible (IR-VIS) et les MW peut être envisagée sous deux aspects :

- Complémentarité de mesure physique. Comme on l'a indiqué précédemment, les informations en courtes longueurs d'ondes, à conditions de disposer d'une longueur d'onde absorbée et une longueur d'onde non absorbée, permettent une mesure couplée de l'épaisseur optique et d'un rayon effectif des hydrométéores. Les mesures en micro-ondes donnent accès

<sup>2</sup> Une image satellite est une matrice de pixels. Le terme de pixel, provenant de la contraction des mots anglais de picture et element, étant la plus petite surface homogène constitutive d'une image enregistrée. Chaque pixel possède une valeur radiométrique représentant la moyenne des mesures radiométriques effectuées sur la surface qu'il représente sur le terrain.

à une quantité d'eau intégrée verticalement (LWP) qui peut, sous certaines hypothèses, être reliées à l'épaisseur optique et au rayon effectif (Masunaga et al. 2002a,b). Le couplage physique est limité par la profondeur réduite de la source de rayonnement utilisable en courtes longueurs d'ondes. L'information des courtes longueurs d'ondes est limitée à la partie supérieure du nuage alors qu'elle est intégrée sur toute la colonne atmosphérique en micro-ondes.

- Complémentarité sur l'information spatiale de la couverture nuageuse. C'est tout au moins le cas avec les radiomètres actuels qui sont ou seront prochainement utilisables simultanément sur une même plate-forme satellite. Le couplage des micro-ondes et des courtes longueurs d'ondes demande une approche particulière pour amener les informations de couvertures spatiales différentes à une même échelle. C'est ce couplage spatial qui est l'objet de ce travail.

Dans ce cadre dressé par la radiométrie micro-onde et l'étude de l'hétérogénéité des champs nuageux, les principaux objectifs de cette thèse sont :

- Etudier, à partir d'une modélisation simplifiée, le comportement du biais existant sur les températures de brillance mesurées du fait de la non prise en compte de l'hétérogénéité à l'intérieur des pixels MW.
- Développer une méthodologie pour affiner les restitutions des précipitations et/ou de l'eau nuageuse à la fois au-dessus des océans et des terres, en utilisant la variabilité spatiale à l'intérieur des FOV micro-ondes, et dont une part de l'information peut être déduite à partir des champs IR/VIS de plus haute résolution.

Pour examiner de façon appropriée ces questions, nous devons explorer divers champs scientifiques. Le premier sera celui relatif au transfert radiatif et à la mesure de l'énergie MW, dans lequel nous nous sommes fixés l'objectif d'établir, d'une part la dépendance du BFE en fonction des types de nuages et des différents paramètres d'hétérogénéité (Partie II), et d'autre part une amélioration des restitutions des précipitations par l'apport d'une information sous-pixel, et ce à la plus haute résolution offerte par les MW (Partie III). Le deuxième, plus vaste encore, et fil conducteur de cette thèse, traitera de l'hétérogénéité nuageuse, dans un premier temps à travers ses conséquences sur les mesures par micro-ondes, puis au regard de la classification des nuages par satellite (Partie IV).

Ce travail est donc divisé en quatre parties. La première partie dresse un état de l'art de la radiométrie micro-onde passive utilisée pour étudier l'atmosphère et les nuages (chapitre 1). Nous rappellerons également quelques unes des nombreuses campagnes d'observation impliquant les micro-ondes.

La compréhension de ces observations satellites et leur interprétation a nécessité la construction de codes capables de calculer le rayonnement micro-onde émergent au sommet de l'atmosphère en fonction des caractéristiques microphysiques des nuages (contenu en eau, taille et nature des hydrométéores ...etc.). Après avoir rappelé les bases du transfert radiatif en micro-ondes passives (chapitre 2), nous verrons dans le troisième chapitre, la notion de modèle et les principales caractéristiques des modèles de transfert radiatif micro-onde utilisés. Nous nous arrêterons un instant sur les modèles de génération des nuages hétérogènes.

Dans la deuxième partie, intitulée "Des hétérogénéités au BFE", nous présentons essentiellement les résultats obtenus sur la sensibilité du BFE à différents paramètres d'hétérogénéité. Le chapitre 4 reviendra sur la signification de cette hétérogénéité et présentera quelques paramètres rencontrés dans la littérature utilisés pour la caractériser. Dans le chapitre 5, nous décrirons la méthode de calcul du BFE développée pour ce travail, et qui sera appliquée à différents types de nuages. Dans le chapitre 6, sous forme d'une publication, nous présenterons une étude de modélisation, en s'attachant particulièrement à montrer la sensibilité du BFE aux divers paramètres caractérisant l'hétérogénéité à l'intérieur du FOV.

Les températures de brillance que nous livrent les capteurs satellites nous renseignent seulement de façon indirecte sur la nature physique des scènes nuageuses observées. Il faut ensuite, à partir d'hypothèses le plus souvent physiques, mettre en place un processus d'inversion. C'est la question abordée dans la troisième partie qui se situe dans le contexte de la restitution des précipitations par satellite. Après avoir décrit le cadre historique et physique dans lequel se place les études sur le couplage des informations à différentes longueurs d'ondes (chapitre 7 et 8), nous resituerons le rôle des capteurs IR/VIS comme moyen de fournir une information sous-pixel spatiale. En particulier, nous regarderons quelles combinaisons de radiomètres opérationnels pourraient permettre de mieux prendre en considération le BFE traité dans la partie précédente. En effet, bien qu'une bande spectrale soit d'abord choisie pour sa sensibilité à un paramètre particulier, il est de plus en plus nécessaire d'interpréter les ensembles d'observations par des méthodes qui utilisent conjointement l'information de différents capteurs et/ou différentes longueurs d'ondes.

Dans cette perspective de couplage, le chapitre 9 illustre l'apport potentiel de l'information sous-pixel sur les restitutions MW. Ce chapitre, principalement sous la forme d'une publication, sera consacré à l'application aux données de la mission TRMM, projet international voué à l'étude des précipitations, d'un algorithme de restitution des précipitations utilisant les réseaux de neurones. Nous étudierons sous quelles conditions l'entrée d'informations supplémentaires sur l'hétérogénéité nuageuse peut conduire à une amélioration des restitutions du taux de pluie. L'idée est de savoir si l'on peut compenser l'information "perdue" dans les pixels MW à l'aide d'un ou plusieurs paramètres caractérisant l'hétérogénéité sous-pixel, avec une information spatiale issue des capteurs haute résolution.

L'objectif principal de cette étude est de développer une méthodologie permettant d'intégrer la couverture de nuage (ou de pluie) présente à l'intérieur des pixels MW pour produire en sortie une estimation des précipitations plus précise qu'avec les seules températures de brillance. L'approche de cette partie est donc basée sur le couplage entre une information MW, physiquement bien corrélée au contenu en eau, mais spatialement grossière et une information IR/VIS, moins bien reliée aux contenus intégrés sur la verticale, mais offrant une meilleure résolution, donc une certaine description de l'hétérogénéité sous-pixel. Dans cet article, après une description des données satellites utilisées, nous examinerons comment cette approche peut être utilisée dans le cas d'une correction du BFE.

La radiométrie micro-onde, souvent dédiée à la mesure de variables liées au contenu en eau sur des grandes périodes, a une vocation tournée vers les études climatiques, donc vers les grandes échelles. Un problème essentiel pour l'étude des précipitations est alors celui de la classification des scènes nuageuses suivant leur type, c'est à dire le plus souvent savoir si l'on a à faire à des précipitations de type stratiforme ou convectif. Dans la quatrième partie, nous nous intéresserons à l'échelle régionale et nous verrons que l'hétérogénéité nuageuse montre une certaine organisation, permettant une caractérisation des champs nuageux à une échelle encore peu étudiée pour la classification. Dans le chapitre 10 nous évaluerons les échelles spatiales à considérer, en insistant sur celles accessibles par les satellites, nous examinerons également l'aspect structuré des champs nuageux et la classification. Enfin, le chapitre 11, à travers une publication, présente un nouvel indice qui répond au besoin d'une caractérisation des champs à l'échelle d'une centaine de kilomètres. Cet article, sera consacré à une classification nuageuse à méso-échelle à partir des données IR, en faisant de nouveau appel aux réseaux de neurones. Cette méthode, sera explicitée et comparée à une classification donnée par des experts en analyse d'images satellites. Elle sera ensuite appliquée sur des données récentes et des conclusions seront tirées sur sa capacité à décrire les types de nuages à moyenne échelle.

Finalement, la partie conclusions et perspectives dressera un résumé des approches suivies et des voies explorées dans cette thèse, et donnera les perspectives offertes par les futures missions spatiales utilisant les micro-ondes et dédiées à l'étude de l'atmosphère.

*Apprend tout, tu verras ensuite que rien n'est superflu*

Hugues de Saint Victor





## **I. Utilisation de la Radiométrie Micro-Onde Passive en Physique des Nuages**

*Depuis la fin des années soixante, l'utilisation des satellites pour l'observation de l'atmosphère a révolutionné les sciences du climat. Après les premières observations dans le visible et l'infrarouge, la radiométrie micro-onde passive, par l'information intégrée verticalement qu'elle offre, s'est affirmée comme un moyen indispensable pour la mesure de paramètres reliés à l'eau nuageuse. Dans cette partie, après avoir rappelé les observations et les faits les plus marquants concernant le développement de la radiométrie micro-onde passive (chapitre 1), nous traiterons des modèles de transfert radiatifs développés parallèlement aux observations par satellites et de l'interaction des micro-ondes avec les nuages et les précipitations (chapitre 2 et 3).*



## CHAPITRE 1 La radiométrie micro-ondes passive : court historique

*Passive microwave satellite remote sensing is an established technology for the determination of a number of geophysical parameters*

*Hollinger et al., 1987*

*Dans ce chapitre, nous allons voir les premières avancées dans l'utilisation des radiomètres micro-ondes. Nous nous arrêterons sur un radiomètre imageur à la base du développement de la télédétection par micro-ondes : le Special Sensor Microwave Imager (SSM/I).*

### 1.1 La télédétection par satellite

Les méthodes traditionnelles d'observation de l'atmosphère utilisent des mesures des paramètres géophysiques *in situ*<sup>3</sup>. Les satellites, au contraire, observent l'atmosphère depuis une position éloignée. La plateforme satellisée porte des moyens d'observation à distance, par télédétection, de la surface de la Terre ou de l'atmosphère. La télédétection englobe tous les processus qui consistent à capter et à enregistrer l'énergie d'un rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi, puis à traiter l'information pour la mettre en application.

A l'origine du processus se trouve une source d'énergie; durant son parcours entre la source d'énergie et la cible, le rayonnement interagit avec la surface et l'atmosphère, la nature de cette interaction dépendant des caractéristiques du rayonnement et des propriétés de la surface. L'énergie enregistrée par le capteur est transmise, par des moyens électroniques à une station de réception où l'information est transformée en images (numériques). Une interprétation visuelle et/ou numérique de l'image traitée est ensuite nécessaire pour extraire l'information qu'on désire obtenir sur la cible.

On distingue les radiomètres "imageurs" et les radiomètres "sondeurs". Les premiers font la cartographie de la surface ou de l'atmosphère : l'information obtenue est alors à deux dimensions. Avec les sondeurs on cherche à obtenir un profil de distribution d'une grandeur dans l'atmosphère : l'information est en trois dimensions.

### 1.2 La télédétection passive par micro-ondes

La région micro-onde (ou hyperfréquences) du spectre électromagnétique est comprise entre 300 MHz et 300 GHz, correspondant respectivement à des longueurs d'onde de 1 m à 1 mm. Cette portion du spectre électromagnétique correspond à des longueurs d'ondes plus grandes que celles des ondes visible et infrarouge (figure 2).

De façon générale, à la différence du visible, la diffusion est négligeable sauf en présence de précipitations et à la différence de l'infrarouge, les micro-ondes ne sont quasiment pas affectées par les cirrus et seulement modérément par les nuages constitués d'eau liquide non précipitante (Petty, 1990). Avec ces propriétés, les hyperfréquences ont des applications particulières en télédétection atmosphériques.

<sup>3</sup> La détection *in situ* peut être définie comme la technologie utilisée pour acquérir de l'information concernant un objet lorsque la distance entre l'objet et le capteur est comparable ou inférieure aux dimensions du capteur. Puisqu'un grand nombre de mesures ou d'observation sont effectuées depuis de courtes distances sans être à proprement parler *in situ* on devrait parler de détection rapprochée.

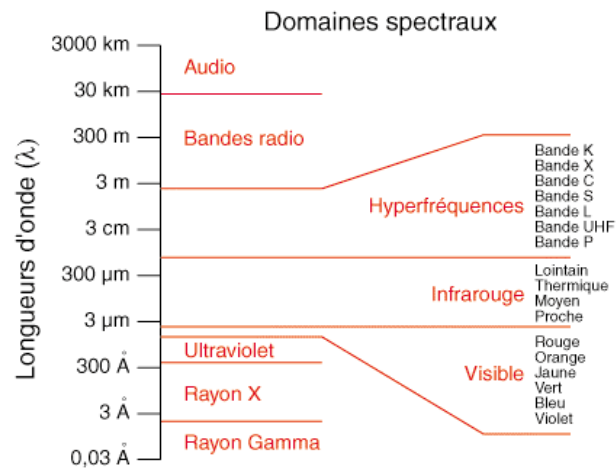


FIG. 2 - Différents domaines spectraux et longueurs d'ondes correspondantes.

Les applications de la radiométrie en ondes millimétriques sont très variées, en ce qui concerne l'observation de la Terre et de son atmosphère, que ce soit en météorologie (mesure des profils atmosphériques, ozone), en hydrologie (humidité du sol) ou océanographie (courant et vent de surface, glace de mer, et même polluants et nappes d'hydrocarbures).

Un capteur passif micro-onde détecte l'énergie dans les hyperfréquences émises **naturellement** dans son champ de vision. Comme dans le domaine thermique, la télédétection en micro-ondes utilise le fait que tout objet émet une certaine quantité d'énergie dans les hyperfréquences, mais la magnitude est généralement très faible<sup>4</sup>. Fonction de la température et de l'humidité de l'objet sur sa surface émettrice, cette énergie provient de l'émission atmosphérique, de la réflexion et de l'émission par le sol.

Peu sensibles à la diffusion atmosphérique qui affecte les ondes plus courtes, ces grandes longueurs d'ondes "passent" à travers la couche nuageuse. Cette caractéristique permet une détection dans presque toutes les conditions atmosphériques.

Comme l'énergie disponible est faible, le champ de vision doit donc être assez grand pour détecter l'énergie du signal. Les antennes sur les radiomètres micro-ondes actuels représentent un compromis entre la résolution spatiale souhaitée et la taille de l'antenne permise. La résolution spatiale du champ de vision (FOV) peut être estimée par :

$$FOV \propto h\lambda / d \quad (1.1)$$

avec  $h$  l'altitude du satellite,  $d$  le diamètre de l'antenne, et  $\lambda$  la longueur d'onde. Comme le FOV est proportionnel à la longueur d'onde, bien plus grande qu'en IR-VIS, la plupart des capteurs hyperfréquences sont donc caractérisés par une faible résolution<sup>5</sup> spatiale. Les mesures à toutes les fréquences étant habituellement obtenues avec la même antenne (d'un diamètre d'une dizaine de centimètres au mètre), la résolution spatiale varie avec la fréquence entre 7 et 100 km. Nous verrons que cette faible résolution est l'une des causes d'incertitude sur les propriétés restituées des nuages (cf. chapitre 4).

Un autre aspect important des MW passives est la polarisation. Si une onde électromagnétique est polarisée linéairement telle que la composante électrique de l'onde soit contenue dans un plan défini par la direction capteur-sol et par la normale à la surface en ce

<sup>4</sup> Simmer (1999) a étudié la contribution de la télédétection micro-onde sur les études de bilan d'énergie et du cycle hydrologique.

<sup>5</sup> On appelle résolution l'aptitude d'un instrument à discriminer deux objets ou deux valeurs proches l'une de l'autre. Dans le cas d'une image, Elle est aussi employée pour désigner l'aptitude à rendre distincts deux points voisins. La résolution spatiale (ou géométrique) est donc la distance la plus petite permettant de discriminer deux objets voisins.

point, elle est polarisée verticalement. Si la composante électrique est perpendiculaire à ce plan, elle est polarisée horizontalement. Les différences de polarisations (souvent exprimées par une différence de températures de brillance polarisées H et V) donnent des informations utiles sur l'atmosphère et la surface. C'est la recherche d'un degré de polarisation maximum (qui dépend de l'angle de d'incidence), qui explique pourquoi la plupart des radiomètres présente un angle de vision oblique d'environ 53°.

### 1.3 Le début des satellites micro-ondes

Le premier avril 1960, les Américains lancent le premier satellite météorologique, Tiros-1 (Television and Infra-Red Observation Satellite) avec deux caméras de télévision qui prennent les premières images de la Terre depuis l'espace. Son successeur, TIROS-2, lancé en novembre 1960, est déjà équipé d'un prototype de radiomètre infrarouge pour l'observation nocturne et l'estimation du taux d'humidité dans l'atmosphère. Avec Tiros-8 en 1963, qui transmet des images en temps réel, les informations peuvent être transmises plus rapidement aux services météorologiques.

La radiométrie micro-onde spatiale est véritablement née avec le lancement de la sonde Mariner 2 vers Venus en 1962 (Barath et al., 1964). Puis, Cosmos 243 et 348, respectivement en 1968 et 1970, ont été les premiers satellites MW : ils comprenaient quatre fréquences comprises entre 3.5 et 37 GHz pour la mesure du contenu en vapeur d'eau de l'atmosphère terrestre, la température de surface, la couverture de neige et de glace (Basharinov et al., 1969).

Les années 1970 ont vu les Etats-Unis envoyer de nombreux radiomètres pour couvrir le domaine de 3 à 60 GHz : radiomètres embarqués sur les satellites Nimbus de la NASA (National Aeronautics and Space Administration), en commençant par le Nimbus-5 Electrically Scanning Microwave Radiometer (ESMR-5) en 1972. ESMR-5 démontra l'utilité des fréquences micro-ondes (19.35 GHz) pour mesurer l'émission des cellules précipitantes sur fond de faible émissivité micro-onde de l'océan (Wilheit et al., 1977), un concept avancé par Buettner (1963). Sur le même satellite, le premier sondeur de température, NEMS (Nimbus-E Microwave Spectrometer) devait mesurer l'émission de l'oxygène pour trois fréquences proches de 60 GHz (Staelin et al., 1973) et marqua le début de la surveillance par satellite des températures à l'échelle globale.

Depuis le succès des instruments MSU (Microwave Sounding Unit; premier lancement en 1978) à bord des satellites météorologiques de la série TIROS/NOAA, il est en effet possible, à partir de mesures radiométriques, d'extraire les paramètres physiques essentiels de l'atmosphère que sont le gradient de température ou la distribution en vapeur d'eau. Le MSU est un instrument à quatre canaux avec des fréquences centrées à 50.3, 53.74, 54.96 et 57.95 GHz sensibles aux températures atmosphériques de la surface à la basse stratosphère.

A partir de 1987, les 100 GHz ont été approché avec le radiomètre SSM/I (Special Sensor Microwave Imager; satellite militaire DMSP F8) permettant d'estimer le taux de pluie sur la terre et les océans, la vitesse du vent au-dessus des océans, la concentration et le type de glace, ou l'humidité des sols. Cet instrument a joué (et joue toujours) un rôle clé dans l'étude de l'atmosphère et du climat.

Il existe aussi une série de sondeurs de température sur les satellites DMSP<sup>6</sup> (Defense Military Satellite Program) en activité depuis 1979, appelés les Special Sensor Microwave Temperature (SSM/T).

<sup>6</sup> <http://dmsp.ngdc.noaa.gov>

## 1.4 Le SSM/I

Le SSM/I est un radiomètre passif micro-ondes avec 7 canaux opérant sur 4 fréquences et selon deux polarisations (sauf à 22.235 GHz qui est seulement polarisé verticalement). Les données collectées à partir du SSM/I sont utilisées pour estimer plusieurs paramètres géophysiques tels que la vapeur d'eau, le taux de pluie, l'eau liquide nuageuse, le vent de surface au-dessus de l'océan, ou la glace de mer. Le tableau 1 résume les informations de base sur les canaux du SSM/I. La lettre V correspond à la polarisation verticale et H à la polarisation horizontale.

Canal	Fréquence (GHz)	Résolution (km)
19 V	19.35	70×45
19 H	19.35	70×45
22 V	22.235	60×40
37 V	37.0	38×30
37 H	37.0	38×30
85 V	85.5	16×14
85 H	85.5	16×14

TAB. 1 - Canaux du radiomètre SSM/I

Comme on peut le voir, le canal à 19 GHz a le plus grand FOV. Ainsi il ne peut pas détecter les caractéristiques de petite échelle comme de petits nuages isolés, ou des cellules de précipitations convectives. Ce canal est fondamental pour obtenir la vitesse du vent au-dessus de la surface de l'océan. Il est aussi couramment incorporé dans les algorithmes pour estimer l'eau nuageuse, la vapeur d'eau ou les précipitations. Comme pour les autres fréquences, les surfaces terrestres ont de plus grandes émissivités que la surface de l'océan, produisant des forts contrastes entre océan et terres. Le canal 22 GHz est localisé dans une région d'absorption de la vapeur d'eau du spectre électromagnétique. Il est donc utilisé dans les algorithmes pour calculer la vapeur d'eau intégrée. Les données à 37 GHz entrent dans de nombreux algorithmes voués à l'eau liquide nuageuse et aux précipitations.

Les données à 85 GHz ont la meilleure résolution. Cependant, à cette fréquence, les précipitations sont détectées à la fois par émission mais aussi par la diffusion par les hydrométéores (particules de glace ou gouttes précipitantes). L'émission produit des températures de brillance plus élevées que l'émission océanique, tandis que la diffusion agit de façon opposée. Nous verrons dans le chapitre suivant que l'avantage du signal de diffusion est qu'il peut servir à détecter les précipitations convectives (marquées par une forte diffusion) à la fois au-dessus des terres et au-dessus des océans.

Le Microwave Remote Sensing Group<sup>7</sup> a rassemblé une série de données SSM/I depuis juillet 1987. Des moyennes mensuelles sont produites pour les paramètres cités précédemment. Un bon aperçu de ces paramètres disponibles à partir du SSM/I est donné dans le Bulletin of the American Meteorological Society, *"An eight year (1987-1994) time series of rainfall, clouds, water vapor, snow-cover and sea-ice derived from SSM/I measurements"*, par Ferraro et al. (1996).

<sup>7</sup> <http://orbit-net.nesdis.noaa.gov/arad2/ssmi.html>

## CHAPITRE 2      Transfert radiatif micro-onde - Interactions avec les nuages

*The observed microwave brightness temperatures originate partly at the Earth's surface and partly from atmospheric constituents.*

*Kummerow et Giglio, 1994a*

*On se propose ici de donner les bases qui permettent de comprendre et d'utiliser les informations obtenues dans le domaine des hyperfréquences. Après un rappel des propriétés du transfert radiatif et de sa représentation, nous indiquerons les principaux constituants qui conditionnent les températures de brillance détectables. L'objectif est aussi de rapporter les travaux les plus marquants ayant utilisé les micro-ondes pour obtenir divers paramètres géophysiques, et surtout de montrer l'interaction des micro-ondes en atmosphère nuageuse.*

Le transfert radiatif traduit la modification d'une onde électromagnétique à la traversée d'un milieu. Deux phénomènes expliquent les variations de l'intensité du rayonnement dans le milieu où l'énergie se propage : l'interception du rayonnement par les particules (absorption et diffusion) et l'émission propre des particules. L'extinction correspond à la combinaison entre l'absorption (énergie rayonnée est convertie en une autre forme d'énergie) et la diffusion (qui dirige l'énergie dans une autre direction). Les sources de rayonnement sont donc l'émission propre du milieu et la diffusion du rayonnement en provenance d'autres directions.

### 2.1 Réception des micro-ondes et formalisation du transfert radiatif

Un radiomètre est un instrument utilisé pour mesurer les émissions électromagnétiques provenant de divers milieux physiques. Il est constitué d'une antenne et d'un détecteur. L'antenne est le composant le plus important du radiomètre micro-ondes. Elle a des caractéristiques directionnelles qui déterminent le FOV à partir duquel l'émission électromagnétique est collectée. La figure 3 schématise le transfert radiatif reliant l'émission électromagnétique (représentée par les températures de brillance de l'atmosphère et de la surface) capturée par l'antenne du radiomètre et transmise au récepteur.

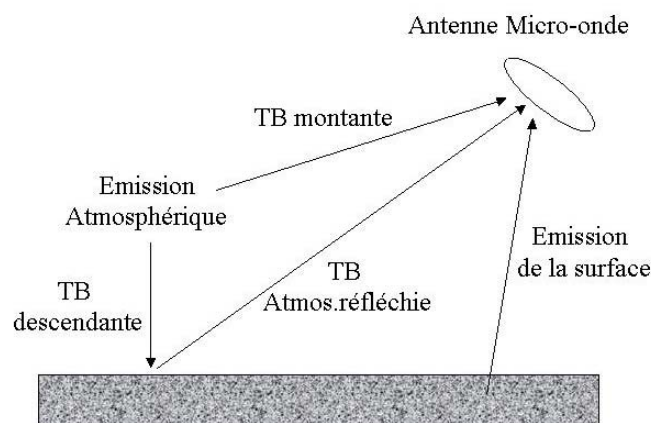


FIG. 3 - Principales sources du rayonnement micro-onde reçu par les antennes des radiomètres.

Dans un premier temps, il est important de définir comment est obtenue la température de brillance. Pour la télédétection micro-ondes, la quantité radiative la plus importante est la luminance monochromatique  $L(\theta, \phi)$  exprimée en  $\text{W}/(\text{m}.\text{sr}.\text{Hz})$ , qui représente la densité de



flux rayonnée (à une fréquence  $\nu$ ) par unité de fréquence et d'angle solide, se propageant dans la direction spécifiée par les coordonnées sphériques  $\theta$  et  $\phi$ . On considère aussi la polarisation du rayonnement, c'est à dire l'orientation du vecteur champ électrique par rapport au plan horizontal. On décompose alors le signal en une composante horizontale et une verticale.

Suivant la loi de Beer-Lambert, l'extinction du rayonnement le long d'un incrément de chemin  $ds$  est proportionnelle à la masse volumique  $\rho$  le long du chemin, avec une constante de proportionnalité, c'est à dire le coefficient d'extinction  $\kappa_e$  qui est dépendant de la composition chimique et d'autres variables physiques :

$$dL = - \kappa_e \cdot \rho \cdot L \cdot ds \quad (2.1)$$

L'extinction correspond à la combinaison de l'absorption, qui est l'énergie radiative convertie en chaleur ou en d'autres formes d'énergie, et de la diffusion qui est simplement la réorientation de l'énergie radiative :

$$\kappa_e = \kappa_a + \kappa_s \quad (2.2)$$

où  $\kappa_a$  est le coefficient d'absorption massique et  $\kappa_s$  le coefficient de diffusion massique. On définit ici les coefficients d'extinction, d'absorption et de diffusion volumiques par :

$$k_e = \rho \cdot \kappa_e \quad k_a = \rho \cdot \kappa_a \quad k_s = \rho \cdot \kappa_s \quad (2.3)$$

D'autre part, on a l'émission thermique et la diffusion à partir des autres directions, qui agissent à l'opposé de l'extinction. D'après la loi de Kirschoff, l'émission thermique par la matière est proportionnelle à  $\kappa_a$  et à la fonction de Planck définie par :

$$B(T) = \frac{2h\nu^3}{c^2 (e^{h\nu/kT} - 1)} \quad (2.4)$$

avec  $T$  température thermodynamique,  $c$  vitesse de la lumière,  $h$  constante de Planck et  $k$  constante de Boltzmann.

L'augmentation du rayonnement par diffusion peut être exprimée comme le produit de l'albédo de diffusion simple  $\varpi = k_s / k_e$  et la moyenne sur l'angle solide de la luminance incidente  $L$  provenant de toutes les directions, cette dernière étant pondérée par la fonction de phase  $P(\theta, \phi, \theta', \phi')$ .

Avec les définitions précédentes l'équation du transfert radiatif peut s'écrire :

$$dL(\theta, \phi) = k_e [(1 - \varpi)B(T) - L(\theta, \phi) + \frac{\varpi}{4\pi} \iint P(\theta, \phi, \theta', \phi') L(\theta', \phi') \sin \theta d\theta' d\phi'] ds \quad (2.5)$$

Pour les micro-ondes, une importante simplification peut être introduite en notant que pour

$$h\nu/kT \ll 1 \quad (2.6)$$

la fonction de Planck se réduit à :

$$(2\nu^2 k/c^2)T \quad (2.7)$$

La luminance est donc proportionnelle à la température  $T$  d'un corps noir de brillance équivalente. Cette expression connue comme l'approximation de **Rayleigh-Jeans** permet de factoriser l'équation du transfert radiatif et d'exprimer  $L$  en terme d'une température thermodynamique équivalente : la **température de brillance** ( $TB$ , exprimée en Kelvin) et exprime la linéarité entre la fonction de Planck et la température.

Une deuxième approximation consiste éventuellement à considérer que la diffusion est négligeable en l'absence de précipitations.

Dans le cas des nuages non précipitant, où l'atmosphère ne diffuse pas de façon significative les micro-ondes,  $\varpi = 0$  et  $k_e = k_a$ . Sous cette hypothèse la forme différentielle de l'équation du transfert radiatif avec l'approximation de Rayleigh-Jeans se réduit à :

$$dT(\theta, \phi) = k[T - TB(\theta, \phi)]ds \quad (2.8)$$

avec  $k = k_a = k_e$ .

Dans ces conditions, il est suffisant de considérer le transfert radiatif micro-ondes seulement pour une atmosphère plan-parallèle, c'est à dire dans lequel  $k$  et  $T$  sont fonction de la hauteur  $z$  seulement et pour laquelle la courbure de la Terre peut être négligée. On peut alors remplacer  $ds$  par  $dz/\mu$  où  $\mu = \cos\theta$  et intégrer sur l'épaisseur de l'atmosphère pour trouver la température de brillance directe dirigée vers le sol,  $TB^\downarrow$ , vue depuis la surface :

$$TB^\downarrow(\mu) = \tau(0, \infty)TB^c + \frac{1}{\mu} \int_0^\infty T(z)k(z)\tau(0, z)dz \quad (2.9)$$

où  $\tau$  est la transmittance entre deux niveaux de l'atmosphère c'est à dire :

$$\tau(z_1, z_2) = \exp\left[-\frac{1}{\mu} \int_{z_1}^{z_2} k(z)dz\right] \quad z_2 > z_1 \quad (2.10)$$

et  $TB^c \cong 2.7$  K est la température de brillance du fond cosmique. De la même façon, la composante atmosphérique directe dirigée vers le haut de la température de brillance,  $TB^\uparrow$ , vue au sommet de l'atmosphère est donnée par :

$$TB^\uparrow(\mu) = \frac{1}{\mu} \int_0^\infty T(z)k(z)\tau(z, \infty)dz \quad (2.11)$$

La température de brillance  $TB$  observée depuis l'espace inclue les contributions de  $TB^\downarrow$  la due à la réflexion des basses couches et de la surface et de  $TB^\uparrow$ . Le cas le plus simple est pour une réflexion sur une surface spéculaire :

$$TB(\mu) = TB^\uparrow(\mu) + \tau(0, \infty) \left[ \varepsilon_p T_s + (1 - \varepsilon_p) TB^\downarrow(\mu) \right] \quad (2.12)$$

où  $\varepsilon_p$  est l'émissivité de la surface pour la polarisation  $p$  et  $T_s$  la température thermodynamique de la surface. Dans la plupart des cas cependant, la réflexion sur la surface n'est pas strictement spéculaire, on a une expression complexe pour  $TB$  qui inclue la réflexion diffuse par les conditions limites inférieures :

$$TB(\mu, \phi) = TB^\downarrow(\mu) + \tau(0, \infty) [\varepsilon_p(\mu, \phi) T_s + \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} \int_0^1 r_p(\mu, \phi, \mu', \phi') \mu' TB^\downarrow(\mu') d\mu' d\phi'] \quad (2.13)$$

où la réflectance bidirectionnelle  $r_p(\mu, \phi, \mu', \phi')$  exprime la pondération angulaire des températures de brillance atmosphériques dirigées vers le bas, puis diffusée vers le haut dans la direction du capteur du satellite. L'émissivité  $\varepsilon_p$  de la surface réfléchissante est directement reliée à  $r_p$  à partir de l'intégrale sur l'hémisphère supérieur :

$$\varepsilon_p(\mu, \phi) = 1 - \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} \int_0^1 r_p(\mu, \phi, \mu', \phi') \mu d\mu' d\phi' \quad (2.14)$$

Pour résumer, les température de brillance observées depuis l'espace dépendent seulement du profil de température thermodynamique  $T(z)$ , du profil d'absorption  $k(z)$ , de la température de surface  $T_s$  et de la réflectance bidirectionnelle  $r_p(\mu, \phi, \mu', \phi')$ .  $k(z)$  et  $r_p$  dépendent de la fréquence et  $r_p$  dépend aussi de la polarisation.

La valeur de l'émissivité  $\varepsilon$  est fonction d'une série de facteurs dont la rugosité de la surface, la polarisation, la longueur d'onde, la constante diélectrique et la température de l'objet. Ainsi, l'émissivité de l'eau est proche de 1 dans l'infrarouge thermique tandis qu'elle est de l'ordre de 0.5 dans les hyperfréquences.

## 2.2 Composantes atmosphériques des températures de brillance

Dans l'atmosphère, l'absorption et l'émission aux fréquences inférieures à 120 GHz sont déterminées principalement par trois composantes : l'oxygène, la vapeur d'eau et l'eau liquide nuageuse.

### 2.2.1 Absorption par les gaz atmosphériques

Deux gaz sont importants pour les propriétés radiatives de l'atmosphère aux fréquences comprises entre 10 et 100 GHz : l'oxygène et la vapeur d'eau (figure 4). D'autres constituants ont aussi des bandes d'absorption au voisinage des canaux des radiomètres MW mais leur impact sur les températures de brillance est négligeable. Le spectre de l'oxygène dans ce domaine de fréquence est dominé par deux bandes d'absorption centrées près de 60 GHz et une autre vers 118 GHz. Dans les fenêtres spectrales (régions spectrales comprises entre les bandes de forte absorption), l'atténuation atmosphérique due à l'air est faible, et résulte principalement de l'absorption par l'oxygène et d'un continuum d'absorption de l'air sec qui augmente avec la fréquence. Le spectre de la vapeur d'eau montre pour sa part une faible bande d'absorption résonante à 22.235 GHz. La principale contribution de la vapeur d'eau dans les fenêtres spectrales est due à un continuum d'absorption qui augmente avec le carré de la fréquence.

D'après la théorie du transfert radiatif, la TB mesurée par un radiomètre spatial correspond à la somme des contributions individuelles de la surface et de l'atmosphère. Dans les fenêtres spectrales, l'absorption gazeuse seule n'est pas suffisante pour masquer la surface au satellite. La fréquence de travail d'un imageur est donc choisie dans l'une de ces fenêtres où l'atmosphère est plus transparente alors qu'un sondeur tire ses informations de l'opacité partielle de l'atmosphère.

Les bandes de fréquences utilisées par les radiomètres sont localisées exclusivement dans les fenêtres spectrales. L'énergie observée par chaque canal est constituée par la somme

des combinaisons des réflexions/émissions de la surface et de l'émission et l'atténuation intégrées qui ont lieu dans l'atmosphère.

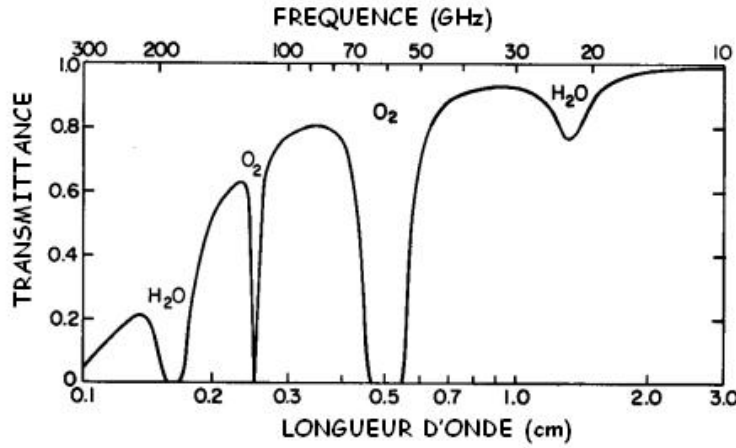


FIG. 4 - Spectre micro-onde

Nous allons maintenant aborder les paramètres influençant les températures de brillance reçues par les radiomètres et plus particulièrement l'eau présente dans l'atmosphère, sous forme de nuages ou de précipitations

### 2.2.2 Propriétés d'absorption<sup>8</sup> des nuages

L'eau liquide nuageuse est définie comme la part du contenu en eau liquide constituée de gouttelettes trop petites pour précipiter. Le rayon de coupure conventionnel utilisé pour distinguer les gouttelettes nuageuses et précipitantes est de 100  $\mu\text{m}$ . De telles gouttelettes sont assez petites par rapport aux longueurs d'ondes employées pour permettre un traitement simple de leurs propriétés radiatives.

On introduit un paramètre de taille  $x$ , sans dimension, qui est le rapport entre la circonférence  $2\pi a$  d'une particule sphérique et la longueur d'onde du rayonnement incident :

$$x = \frac{2\pi a}{\lambda} \quad (2.15)$$

Pour  $x$  suffisamment petit, les coefficients d'absorption et d'extinction pour une particule sphérique, avec un indice de réfraction complexe  $m$ , sont identiques (c'est à dire que la diffusion est négligeable) et peuvent être exprimés par (Bohren et Huffman, 1983) :

$$Q_{abs} \approx Q_{ext} = 4x \operatorname{Im}\left(\frac{m^2 - 1}{m^2 + 2}\right) \quad (2.16)$$

Cette approximation est valable pour  $|m|x \ll 1$ . Comme pour les micro-ondes l'indice de réfraction de l'eau est  $|m| \approx 5$ , la condition précédente est satisfaite pour  $x \ll 0.2$ .

$Q_{ext}$  multiplié par la section efficace physique ( $A = \pi a^2$ ) de la particule conduit à la section efficace d'extinction  $C_{ext}$  ( $\text{m}^2/\text{particule}$ ). Pour  $m$  fixé,  $C_{ext}$  est proportionnel à  $a^3$  et donc au volume de la gouttelette. En divisant  $C_{ext}$  par la masse de la gouttelette  $(4/3)\pi a^3 \rho_w$ , on obtient un coefficient d'absorption massique,  $\kappa_c$ , indépendant de la taille :

<sup>8</sup> On trouvera les bases des mécanismes de l'absorption résonante micro-onde dans l'atmosphère et des différents paramètres spectroscopiques dans Pardo et al. (2001).

$$\kappa_c = \frac{6\pi}{\lambda \rho_w} \text{Im}\left(\frac{m^2 - 1}{m^2 + 2}\right) \quad (2.17)$$

avec  $\rho_w$  la densité de l'eau liquide.

A une fréquence micro-onde donnée, le coefficient d'absorption massique<sup>9</sup>  $m$ , et donc  $\kappa_c$  varient en fonction de la température.

L'émission et l'atténuation des micro-ondes ont été calculées en fonction du taux de précipitation pour des modèles spécifiques de tailles de gouttes. Les études de Savage (1976) donnent des lois puissances pour la dépendance de l'absorption, de l'extinction et de la diffusion des micro-ondes en fonction du taux de précipitation pour une distribution de Marshall-Palmer (1948). L'absorption micro-onde due à l'eau liquide nuageuse est fonction de  $\nu^{1.7}$ . Pour la diffusion par la glace, on a une dépendance en  $\nu^{1.76}$  (Petty, 2001). L'impact des nuages sur les TB à 85 GHz est alors d'un ordre de grandeur plus grand que pour 19 GHz. La variation de l'opacité avec la variation de la température du nuage peut alors être importante. Une diminution de la température du nuage de 20°C à 0°C représente 7% de baisse de la température mais conduit à 70% d'augmentation de l'épaisseur optique à 19 GHz. L'augmentation est plus faible (30%) mais reste significative à 85 GHz. En conséquence, dans le spectre micro-ondes un nuage optiquement fin, au contenu en eau liquide fixé, rayonne plus lorsque sa température thermodynamique décroît. Si de plus grosses gouttes sont présentes, l'absorption par l'eau liquide ne peut plus être approchée par (2.17).

Dans la limite de l'approximation de Rayleigh, l'absorption atmosphérique est directement reliée au contenu en eau liquide et n'est pas fonction de la distribution en taille des gouttes. L'approximation de Rayleigh utilisée pour le calcul de l'atténuation du rayonnement par l'eau liquide est donc valable seulement pour les nuages non-précipitants aux longueurs d'ondes millimétriques.

L'absorption par l'eau nuageuse est qualitativement très similaire à l'absorption non résonante, c'est à dire qu'il n'y a pas de diffusion appréciable de l'énergie micro-onde par les gouttelettes nuageuses. Le coefficient d'absorption massique est en effet indépendant de la distribution en taille des gouttes et il augmente proportionnellement au carré de la fréquence.

Cependant dans les fenêtres spectrales, le coefficient d'absorption massique de l'eau liquide est beaucoup plus grand que celui de l'oxygène ou de la vapeur d'eau. Ainsi, les nuages peuvent contribuer largement à l'émission et à l'absorption atmosphériques, même s'ils contiennent seulement une petite fraction de la masse d'eau totale (liquide + vapeur) de la colonne atmosphérique.

De nombreuses études se sont intéressées à la télédétection de l'eau liquide nuageuse intégrée (LWP), au-dessus de l'océan, à partir des données SSM/I (Curry et al., 1990; Kartens et al., 1994; Weng et Grody, 1994; Cober et al., 1996; Greenwald et al., 1993; Liu et Curry, 1993; Lin et Rossow, 1994; Zuidema et Hartmann, 1995; Miletta et Katsaros, 1995; Jung et al., 1998).

Au-dessus des terres, le LWP associé aux nuages non-précipitants est plus difficile à obtenir à cause de la forte émissivité micro-onde du sol. C'est pourquoi seulement peu d'études sont consacrées à ce problème. Les radiomètres de surface sont alors souvent appelés en renfort. Par exemple, Greenwald et al. (1999) estiment l'erreur associée à la restitution du LWP au-dessus des terres, toujours avec le SSM/I, mais aussi à l'aide de radiomètres micro-ondes de surface. Ils travaillent sur des émissivités calculées à partir du SSM/I et de données IR. Deux approches différentes sont testées : une méthode uni-canal (85 GHz), et une

<sup>9</sup> Pour des gouttes d'eau non-précipitantes le coefficient d'absorption massique varie entre 0.1 et 1.0 m<sup>2</sup>.kg<sup>-1</sup>.

méthode utilisant la différence de polarisation normalisée (NPD) (37 ou 85 GHz). La méthode NPD à 85 GHz donne les meilleurs résultats. La principale source d'erreur de la méthode à un seul canal concerne l'émissivité de la surface. Pour pallier à ce problème, Liljegren et al. (2001) proposent aussi une méthode pour retrouver le LWP, mais à partir d'un radiomètre au sol, et des mesures de la température du nuage.

## 2.3 Composantes de la surface des températures de brillance

Comme l'atmosphère est relativement transparente aux fréquences courantes comme celles du SSM/I, l'émission thermique et la diffusion à partir de la surface sont des composantes importantes des TB observées depuis l'espace. Ceci à deux conséquences :

- 1- Il est possible d'observer des variations de l'émission de surface sous certaines conditions, permettant d'interpréter les observations en termes de caractéristiques de surface.
- 2- Il faut toujours tenir compte précisément des variations de la contribution de la surface lorsqu'on veut restituer les paramètres atmosphériques.

Au premier ordre, la surface de la mer peut être approchée par une interface plane entre deux milieux diélectriques homogènes, l'air et l'eau de mer. Il est alors facile de résoudre analytiquement le problème de valeurs limites pour une onde électromagnétique plane arrivant avec un angle d'incidence  $\theta_i$  par rapport à la normale et une polarisation arbitraire, en déterminant la fraction  $R$  du rayonnement incident qui est réfléchi par l'interface (Bohren et Huffman, 1983). La réflectivité  $R$  est fonction de  $\theta_i$ , de la polarisation c'est à dire de l'orientation, relativement à l'interface, du plan contenant le champ électrique et le rayon incident, des constantes diélectriques complexes  $\epsilon_a$  et  $\epsilon_s$  de l'air et de l'eau de mer.  $\epsilon_a$  est suffisamment proche de 1 pour que la solution de  $R$  se réduise aux coefficients de Fresnel :

$$R_v = \left| \frac{\epsilon_s \cos \theta_i - \sqrt{(\epsilon_s - 1 + \cos^2 \theta_i)}}{\epsilon_s \cos \theta_i + \sqrt{(\epsilon_s - 1 + \cos^2 \theta_i)}} \right|^2 \quad (2.18)$$

$$R_h = \left| \frac{\cos \theta_i - \sqrt{(\epsilon_s - 1 + \cos^2 \theta_i)}}{\cos \theta_i + \sqrt{(\epsilon_s - 1 + \cos^2 \theta_i)}} \right|^2 \quad (2.19)$$

La direction du rayonnement réfléchi est telle qu'elle est contenue dans le plan contenant le rayon incident et le vecteur normal. L'angle  $\theta_r$  par rapport à la normale est égal à l'angle d'incidence  $\theta_i$ . La réflexion qui présente cette propriété est appelée réflexion spéculaire par contraste avec la réflexion diffuse pour laquelle l'énergie est distribuée sur plusieurs angles.

Le rayonnement qui n'est pas réfléchi par l'interface doit être transmis ou absorbé. L'épaisseur de pénétration des micro-ondes dans l'eau salée est d'environ 1 mm, donc la transmittance est nulle et l'absorptance,  $A$ , de la surface plane d'un océan est alors  $A=1-R$ . D'après la loi de Kirchhoff,  $A=E$ , où  $E$  est l'émissivité thermique d'une surface plane et représente le rapport de la luminance émise sur celle d'un corps noir de la même température thermodynamique. En résumé, la  $TB_{plan}$  due à l'émission thermique d'une surface plane, à la polarisation  $p=h,v$ , et à la température de surface  $T_s$  peut être écrite simplement :

$$TB_{plan} = E_p T_s = (1-R_p) T_s \quad (2.20)$$

En général pour une visée oblique de la surface de l'océan, les TB correspondant au rayonnement polarisé verticalement sont plus élevée que celles correspondant au rayonnement polarisé horizontalement.

Une autre caractéristique intéressante est la forte décroissance non linéaire de  $E$  avec l'augmentation de la température. Ceci implique que les TB ne sont pas directement proportionnelles à la température de surface de l'océan, contrairement aux TB infrarouges. Ainsi, dans certaines conditions, une augmentation de  $T_s$  peut conduire à une baisse de l'émission de la surface.

L'émissivité des océans en micro-ondes est faible (de l'ordre de 0.5) et l'émission fortement polarisée de sorte que l'émission atmosphérique, non polarisée et proche de 1, sera très apparente. L'émissivité et la température de l'océan sont aussi plus uniformes, le rapport signal/bruit est donc meilleur que celui au-dessus des continents. La télédétection micro-onde est donc généralement bien adaptée pour des observations au-dessus de l'océan. De nombreux travaux proposent des modèles et paramétrisations de l'émissivité de la surface océanique (voir par exemple : Petty et Katsaros, 1994 aux fréquences SSM/I; Cruz-Pol et Ruf, 2000; Li et al., 2002). La plus grande difficulté provient de l'effet du vent et de l'écume (Guo et al., 2001; Chen et al., 2003).

L'émissivité des continents en MW est élevée, de 0.9 à 1.0, telle que le rayonnement émis vers le haut correspond à celui d'un hypothétique corps noir environ 10 à 30 K plus froid que la température physique réelle de la surface. De plus l'émission thermique au-dessus des terres est très variable dans l'espace et le temps, suivant la température, la composition et l'humidité du sol et du couvert végétal et/ou de neige (Lin et Minnis, 2000). En d'autres termes, la sensibilité absolue des radiomètres satellites MW aux variations atmosphériques est intrinsèquement plus faible au-dessus des terres. Des modèles d'émissivité terrestre, recalés sur les mesures AMSU, AMSR-E et SSM/I et les cartes ISCCP et ECMWF ont été également proposés (Weng et al., 2001; Karbou et al., 2003; Hong et al., 2003).

## 2.4 Utilisation de la polarisation

Huang et Liou (1983) ont dressé le cadre du transfert radiatif micro-onde polarisé en développant un modèle prenant en compte à la fois les effets de la polarisation et ceux de la diffusion. Certaines caractéristiques générales de la signature micro-ondes des précipitations peuvent être exploitées pour fournir des indications qualitatives de l'activité des précipitations, même si l'interprétation quantitative reste parfois difficile (Negri et al., 1989).

Par exemple, cette signature, dépendant du milieu traversé par le rayonnement, peut être expliquée par la variation du taux de précipitation dans une région de précipitations homogène horizontalement. L'utilisation simultanée des polarisations V et H pour observer la pluie permet de dissocier partiellement l'atténuation et la diffusion et d'offrir ainsi la possibilité d'avoir deux indices indépendants de l'activité des précipitations. En particulier, Spencer et al. (1989) ont montré que la différence de polarisation présente à 85-GHz permet la discrimination entre les températures de brillance les plus basses dues aux surfaces de l'eau de celles dues à des précipitations.

On peut ainsi définir une température corrigée de la polarisation (PCT, Polarisation Corrected Temperature), pour isoler l'effet des précipitations (figure 5). Un seuil de PCT de 255 K est suggéré pour la délimitation des précipitations. Ce seuil est plus bas que celui généralement attendu pour de l'eau nuageuse non-précipitante seule, mais pourtant assez élevé pour capter les taux de précipitation relativement faibles.

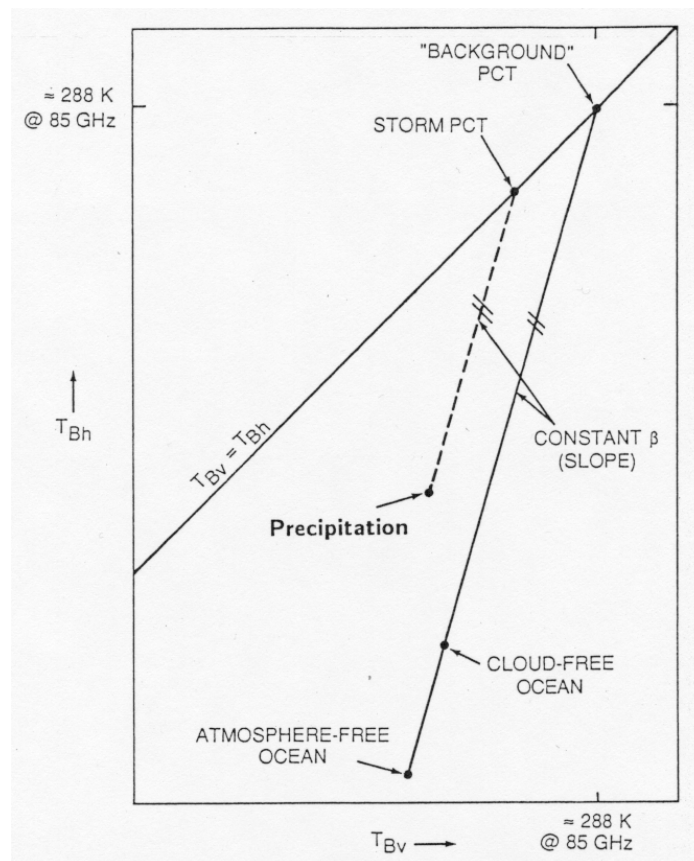


FIG. 5 - Diagramme des relations entre les températures de brillance polarisées verticalement et horizontalement de l'océan. La température corrigée de polarisation (PCT). Voir le texte pour la définition du PCT (d'après Spencer et al. 1989).

Liu et Curry (1998) ont étudié la relation entre l'émission et la diffusion dans les données SSM/I en utilisant la relation entre la différence de polarisation à 19 GHz (D) et la PCT, au-dessus de l'océan. Les résultats mettent en avant la nécessité de prendre en compte la diffusion dans les algorithmes de restitution des précipitations. Dans le but de restituer les précipitations pour le contrôle des inondations Zhao et al. (2001) utilisent un algorithme de restitution basé sur 85 GHz et le  $PCT_{85}$ , la température corrigée de la polarisation à 85 GHz.

## 2.5 Caractéristiques radiatives des précipitations aux fréquences micro-ondes

A la différence des gouttelettes nuageuses, la taille des particules précipitantes est généralement trop grande comparée aux longueurs d'ondes concernées : au dessus de diamètres d'hydrométéores de l'ordre de 100  $\mu\text{m}$ , la valeur des coefficients d'extinction et de diffusion s'éloignent de la limite de Rayleigh (figure 6), et il faut prendre en compte la diffusion.



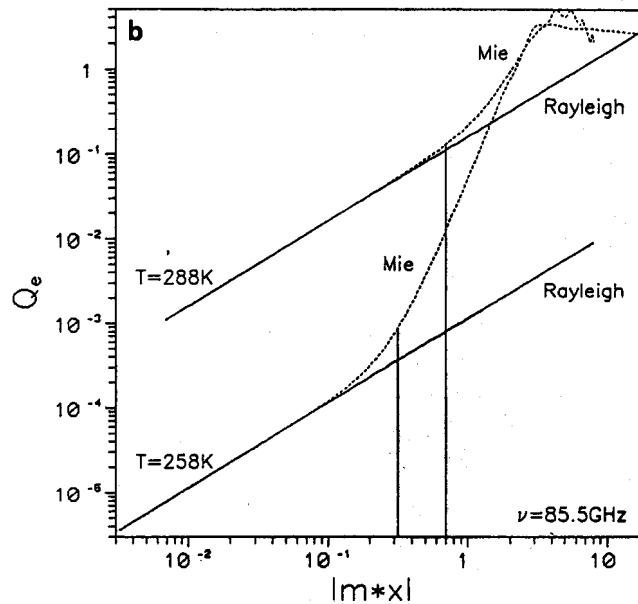


FIG. 6 - Comparaison des sections efficaces d'extinction calculées par l'approximation de Rayleigh (ligne continue) et par la formule de Mie (pointillés) en fonction du paramètre de taille  $mx$  à 85 GHz pour un spectre de goutte constitué de sphères liquides à 288 K et solides à 258 K. Les lignes verticales correspondent aux paramètres de taille maximum (d'après Spencer et al. 1989).

Les particules non sphériques, pour lesquelles l'extinction et la diffusion peuvent être très différentes à modéliser peuvent varier considérablement et jouer un rôle décisif dans la détermination des TB des systèmes nuageux précipitants. Pour cette raison les calculs du transfert micro-ondes à travers les nuages précipitants sont assez complexes et doivent être basés sur des simplifications des caractéristiques des distributions spatiales et des caractéristiques angulaires de la diffusion et de l'absorption dues aux hydrométéores.

Les grosses gouttes peuvent s'aplatir le long de leur axe vertical à cause des forces aérodynamiques, cependant, du fait que la non sphéricité des gouttes est normalement un facteur de second ordre pour déterminer l'extinction micro-ondes, les résultats décrits ci-dessous seront basés sur la théorie de Mie (1908) qui s'applique seulement aux particules sphériques<sup>10</sup> (Obligis, 1996). Les propriétés micro-ondes d'un ensemble d'hydrométéores liquides sont alors déterminées par la constante diélectrique de l'eau (qui est fonction de la température et de la fréquence) et de la distribution en taille des particules.

Huang et Liou (1983) ont montré que la TB à 85 GHz calculée en utilisant simplement la diffusion de Rayleigh est sous-estimé d'environ 7°K pour une couche de 4.7 km et un taux de pluie de 5 mm.h<sup>-1</sup>. Ils soulignent de plus la nécessité de prendre en compte la diffusion de Mie pour les calculs à 37 et 85 GHz, surtout pour des nuages précipitants épais. En effet, aux fréquences MW la pluie atténue et émet plus efficacement que les autres constituants atmosphériques. Par exemple, même une couche de pluie faible (~2.5 mm.h<sup>-1</sup>) qui s'étend de la surface jusqu'à un niveau de congélation de 2 km, contient environ 0.4 kg.m<sup>-2</sup>, contenu comparable à celui des plus gros nuages stratiformes non précipitants (à titre de comparaison, les fortes pluies tropicales, ~100 mmh<sup>-1</sup>, dans une colonne de 4.5 km d'épaisseur peuvent contenir ~20 kg.m<sup>-2</sup> ou plus).

En plus du contenu important associé à la pluie, il y a l'augmentation du coefficient d'extinction massique des gouttes de pluie dont le rayon est comparable à celui de la longueur

<sup>10</sup> Sur la diffusion par des hydrométéores non sphériques, on pourra consulter Haferman (2000).

d'onde. L'extinction micro-ondes par la pluie peut alors être plus grande que celle de nuages non précipitants contenant la même masse totale d'eau.

Les précipitations affectent les TB de deux façons importantes. Premièrement, l'émissivité d'un nuage de pluie optiquement épais est plus élevée que celle de la surface de l'océan et par conséquent, la pluie peut être observée au-dessus de l'océan par une augmentation de la TB. Deuxièmement, la pluie émet et atténue les micro-ondes pratiquement indépendamment de la polarisation. Ainsi l'émission fortement polarisée de la surface de l'océan est remplacée par l'émission non polarisée de l'atmosphère.

Il peut donc se produire une diffusion significative des micro-ondes par la pluie et les particules de glace précipitantes, spécialement aux hautes fréquences micro-ondes comme 37 et surtout 85 GHz. Lorsque les processus de diffusion sont inclus, les canaux hautes fréquences comme 85 GHz peuvent avoir des températures de brillance beaucoup plus basses (Wu and Weinman, 1984).

L'albédo de diffusion simple ( $\pi$ ) des particules précipitantes augmente lorsque le paramètre de taille augmente et fait diminuer les TB observées par satellites en dessous de celles observées dans une couche d'égale opacité mais sans diffusion. Ainsi lorsque le taux de précipitation augmente, les TB augmentent aussi, d'abord rapidement et ensuite atteignent un maximum pour des valeurs critiques du taux de précipitation.

Ceci est généralement suivi par une réduction de la TB avec des taux de précipitation plus élevés, car d'une part, les grosses gouttes influencent les propriétés radiatives du nuage et d'autre part le niveau d'émission effectif de la couche de pluie se déplace à une altitude plus haute, où la température est plus basse (Savage, 1976). La diminution des TB par la diffusion peut être augmentée par la présence de particules de glace précipitantes à l'intérieur du nuage (Wu et Weinman, 1984 ; Spencer 1986 ; Spencer et al, 1989), du fait que de telles particules ont des albédos de diffusion simple relativement grands comme on le verra ci-dessous.

### 2.5.1 Effet de la distribution des hydrométéores

Si les effets des hydrométéores en micro-ondes dépendent des dimensions moyennes, ils peuvent également dépendre de leurs distributions dimensionnelles. La distribution en taille de l'hydrométéore varie suivant les processus microphysiques et dynamiques dominants. Les facteurs les plus importants pour déterminer la distribution sont la présence de processus propres aux nuages chauds (collision, coalescence) et des processus des nuages froids (croissance des cristaux de glace, riming, agrégation), la présence d'*updrafts* (qui tendent à produire des grosses gouttes), le taux d'évaporation au-dessous de la base du nuage et dans certains cas la répartition de la taille des gouttes suivant leur vitesse de chute (Pruppacher, 1980). En général, il a été montré que pour un taux de précipitation donné, la pluie de nature stratiforme possède une plus grande proportion de petites gouttes que les précipitations convectives.

Fang et Chen (1982) évaluent les incertitudes, qui portent principalement sur la forme et la taille des gouttes, et qui limitent l'utilisation des modèles micro-ondes en présence de précipitations. Berg et Chase (1992) et Meneghini et al. (2003) font l'hypothèse d'une distribution log-normale pour la détermination des précipitations. Coppens et Haddad (2000) ont étudié en détail la dépendance des calculs directs de transfert radiatif MW en fonction de différents modèles de distribution en taille des hydrométéores. Les radars dédiés aux précipitations utilisent une méthode de référence de surface pour estimer l'atténuation rencontrée dans l'observation de la réflectivité radar. Chandrasekar et al. (2003) décrivent une procédure pour estimer les paramètres de distribution à partir des mesures de la réflectivité et de l'atténuation obtenues à partir des observations du radar précipitation de TRMM.

### 2.5.2 Effet de la glace

L'émission MW par les particules de glace est bien plus faible que pour les gouttes d'eau, mais la diffusion par les grosses particules n'est pas négligeable. Ainsi pour les cristaux de glace le coefficient d'absorption massique est de l'ordre de  $1.4 \times 10^{-3} \text{ m}^2/\text{kg}$ .

Pour les particules de glace qui sont petites comparées aux longueurs d'ondes, la même approximation que pour l'eau liquide nuageuse peut être utilisée. L'indice de réfraction complexe,  $m$ , de la glace est très différent de celui de l'eau liquide et les propriétés optiques en sont notablement affectées. A partir des valeurs de  $m$  obtenues par Warren (1984), on trouve que le coefficient d'absorption massique  $\kappa_a$  pour les nuages de glace est compris entre  $1.5 \times 10^{-3} \text{ m}^2/\text{kg}$  à 19 GHz, et  $1.3 \times 10^{-3} \text{ m}^2/\text{kg}$  à 85 GHz.

Dans le cas de nuages glacés d'altitude de type cirrus, la masse totale de glace est normalement inférieure à 0.1 kg/m. Ces nuages ont par suite peu d'impact aux TB couramment utilisées (entre 10 et 100 GHz). Ce résultat souligne un des résultats les plus importants pour les capteurs satellites micro-ondes : ils sont capables de fournir des informations sur la structure moyenne et basse des systèmes, même en présence d'une couverture nuageuse de type cirrus.

Ces propriétés ne sont toutefois valables que pour des particules de rayon inférieur à 100  $\mu\text{m}$ . Lorsque la taille des particules de glace augmente, comme dans les systèmes précipitants, le coefficient d'extinction augmente de façon importante à cause de la diffusion. Huang et Liou (1983) puis Wu et Weinman (1984) ont estimé les radiances MW en fonction des taux de pluie pour des nuages précipitants contenant de la glace. La glace au sommet du nuage diminue les TB en réfléchissant les radiances provenant des hydrométéores liquides dans les parties basses du nuage. Ils ont montré que les radiances basses fréquences sont sensibles aux précipitations liquides, tandis que les plus hautes fréquences sont plus sensibles aux hydrométéores glacés au sommet du nuage. Ils mettent en évidence en particulier la réduction des TB à 85 GHz causée par la présence des particules de glace au sommet des nuages précipitants.

Les particules de glace précipitantes ont donc un effet important aux fréquences plus élevées à 37 et 85 GHz. Particulièrement à 85 GHz, la diffusion par les particules de glace précipitantes peut être assez forte et entraîner une diminution des TB en dessous de celles de la surface de l'océan et même occasionnellement en dessous de 100 K (Spencer et al., 1989; Kummerow et Weinman, 1988). Liu et Curry (1998) mettent de nouveau en avant la nécessité de prendre en compte la diffusion dans les algorithmes de restitution des précipitations.

## 2.6 Applications des micro-ondes à la détermination des caractéristiques des nuages et des précipitations

Une des premières études importantes concernant les algorithmes micro-ondes basés sur l'émission a été faite par Wilheit et al. (1977) qui ont montré qu'au-dessus des océans, les mesures de températures de brillance de l'ESMR peuvent être transposées en taux de pluie (figure 7) avec une précision d'un facteur 2 pour une gamme de taux de pluie de 1-25  $\text{mm.h}^{-1}$ .

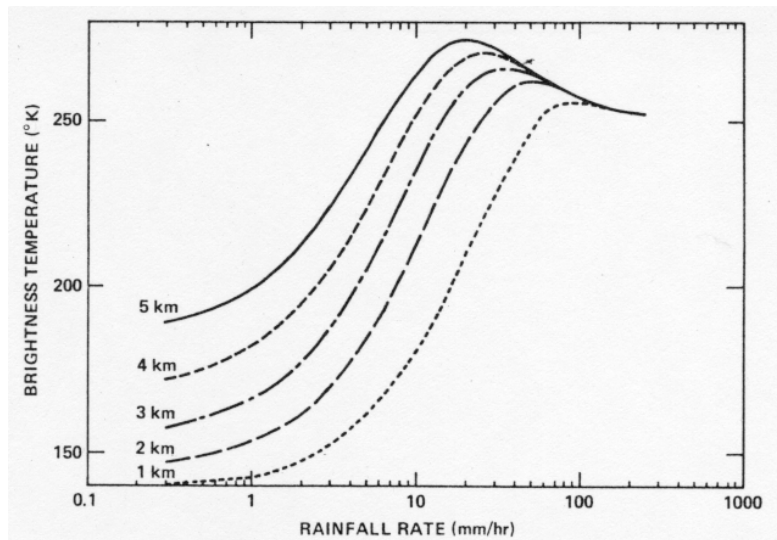


FIG. 7 - Température de brillance calculées à 19 GHz fonction du taux de pluie pour des niveaux de congélation entre 1 et 5 km (Wilheit, 1977).

Avant le lancement du SSM/I, Alishouse (1983) avait montré qu'à partir de trois des cinq fréquences du radiomètre micro-ondes multi-canal SMMR, on pouvait estimer le taux de pluie. Le problème de la détection des précipitations au-dessus des continents a été abordé par exemple par Wilheit (1986) qui distingue les caractéristiques des mesures micro-ondes au-dessus des océans et des terres. Spencer et al. (1989) identifient également des précipitations pour des environnements continentaux et océaniques, à partir du SSM/I. La grande sensibilité des canaux à 85-GHz, particulièrement à la glace, présente au-dessus du niveau de congélation, constitue la base de cette identification.

Kummerow et al. (1989) ont utilisé une approche statistique multi-canal pour retrouver les précipitations à partir des TB observées par les radiomètres micro-ondes embarqués par avions et Alishouse et al. (1990) a étudié la capacité du SSM/I à mesurer l'eau précipitante au-dessus des océans. Prabhakara et al. (1992) ont utilisé les données SSM/R et SSM/I pour estimer les précipitations au-dessus des océans : les températures de brillance à 37 GHz (FOV de l'ordre de 30 km) montrent une forte émission de la pluie, et une diffusion limitée causée par la glace. Liu et Curry (1992) ont construit un algorithme combinant les régimes d'émission et de diffusion pour retrouver les précipitations à partir des données SSM/I à la fois au-dessus des terres et des océans. Pour étudier le rayonnement émis à partir de divers systèmes nuageux et précipitants aux fréquences du SSM/I, Bauer et Schlüssel (1993) développent un modèle qui prend en compte la diffusion multiple et la polarisation. Les simulations sont basées sur une approche utilisant des profils atmosphériques de la pression, de la température, de l'humidité, pour différents types de nuages. Aonashi et al. (1996) ont également proposé un algorithme multi-canal pour les précipitations au-dessus des océans à partir des données SSM/I. L'idée de base de cet algorithme est de trouver un champ de précipitations 2D donnant les températures de brillance qui s'accordent le mieux avec les observations. Le modèle de Liu et Curry (1993) est utilisé pour calculer les TB moyennées sur le FOV à 19, 37 et 85 GHz. L'approche multi-canal a été appliquée également à partir de radiomètres basés au sol pour la mesure des précipitations (Marzano et al., 2002).

Wilheit et al. (1991) ont construit un algorithme pour l'estimation des taux de pluie qui présente trois caractéristiques originales par rapport aux algorithmes précédents. En premier lieu, cet algorithme utilise la connaissance de la forme de la fonction de densité de probabilité de l'intensité des précipitations. Deuxièmement, une combinaison linéaire de 19 GHz et 22.235 GHz est utilisée pour réduire l'impact de la variabilité de la vapeur d'eau. Troisièmement, l'épaisseur de la couche de pluie est déduite des histogrammes de températures de brillance à 19 et 22.235 GHz. La relation entre l'émission et la diffusion dans les données SSM/I est au centre du travail de Liu et Curry (1998) qui étudient la relation entre

deux paramètres calculés à partir des données micro-ondes dans des cas océaniques : la différence de polarisation à 19 GHz (D) et la température corrigée de la polarisation (PCT). La pente de la relation D-PCT aide à différencier les types de précipitation et par suite au choix de l'algorithme le plus performant pour un régime de précipitation.

Pour l'application au-dessus des zones continentales, Ferraro (1997) utilise un algorithme basé sur la diffusion à 85 GHz et pour l'océan un algorithme combiné basé sur l'émission (19 et 37 GHz) et sur la diffusion (85 GHz). L'émission du sol est une des principales sources d'erreur dans la restitution des précipitations (Conner et Petty, 1998).

Le succès des algorithmes de précipitations tient en fait dans une bonne identification des zones de pluie et dans l'élimination des régions de la surface qui produisent la même signature que les précipitations (pluie, neige, désert au-dessus des terres, et pluie, glace de mer, ou fort vent de surface au-dessus de l'océan) (Ferraro et al., 1998).

### 2.6.1 Nuages convectifs

En raison de leur développement vertical, les nuages convectifs ont une microphysique complexe; la diffusion et l'émission dépendent de la distribution verticale des propriétés des hydrométéores (types, formes, tailles).

Pour l'observation des précipitations associées à un cyclone, Wang et al. (1994) et McGaughey et al. (1996) utilisent les observations par avion des précipitations associées à un cyclone, à la fois par MW passives et actives, pour des fréquences comprises entre 10 et 92 GHz. Ils mettent en avant la diffusion importante causée par les hydrométéores glacés, surtout à 92 GHz. Smith et al. (1994) proposent un algorithme pour extraire les profils des précipitations à partir des mesures par avion (AMPR<sup>11</sup>, Advanced Microwave Precipitation Radiometer). Ils étudient l'apport d'une fréquence de plus (10.7 GHz) à leur algorithme multifréquence comprenant déjà 19, 37 et 85 GHz. La résolution dégradée influe peu –d'après les auteurs- sur la restitution de l'eau, mais davantage pour la glace, apparemment plus sensible à l'échelle choisie pour la mesure. Ce dernier point laisse penser que lorsque la résolution spatiale est réduite, le contenu en glace sera sous-estimé.

Par une approche multi-canal, Evans et al. (1995) tente d'accéder aux profils verticaux des précipitations. Ils combinent information statistique à partir d'un modèle numérique de nuage et calculs du transfert radiatif micro-onde. Les profils sont testés avec les données AMPR. Par un examen des signatures micro-ondes passive et active par avion des précipitations associées à un typhon, Wang et al. (1994; 1997) montrent qu'il existe une diffusion significative du rayonnement par les hydrométéores aux fréquences supérieures à 18 GHz.

A partir des satellites, les micro-ondes ont révélé aussi la structure et l'intensité des orages (Mugnai et al., 1990) et des cyclones tropicaux (Farrar et al., 1994; Petty et Miller, 1995; Rodgers et al., 2000). Les données SSM/I du canal 85 GHz ont permis à Bankert et Tag (2002) de suivre l'intensité d'un cyclone tropical. Viltard et al. (2000) ont étudié l'influence de la distribution en taille des gouttes d'eau sur les restitutions de la pluie associée au cyclone tropical en combinant radar et radiomètre micro-ondes. Ahn et al. (2002) ont déterminé le centre d'un cyclone tropical en utilisant les données du TMI. Pour cela ils introduisent deux nouveaux paramètres qui utilisent les réponses différentes du centre et des régions environnantes du cyclone, à la fois pour la polarisation et l'intensité du rayonnement micro-onde. L'un d'eux utilise la différence d'intensité entre 37 et 85 GHz, et l'autre la diffusion à 37 GHz.

---

<sup>11</sup> <http://www.ghcc.msfc.nasa.gov/ampr/ampr.html>, voir aussi Spencer et al. (1994)

Enfin on peut noter le travail de Petty et Miller (1995) qui traite des observations satellites micro-ondes des précipitations, corrélées avec l'intensification des cyclones tropicaux. De bon résultats sont enregistrés avec l'indice de diffusion à 85 GHz qui répond principalement aux précipitations associées aux nuages froids.

## **2.7 Synthèse sur l'étude des précipitations par micro-ondes passives**

Il y a deux raisons majeures pour lesquelles les précipitations, de tous les phénomènes observables par les radiomètres MW, sont ceux qui ont l'effet le plus sérieux sur la restitution des autres paramètres physiques :

- La première concerne les TB élevées associées aux précipitations par rapport à celles issues des autres constituants atmosphériques. Comme les précipitations peuvent facilement obscurcir la surface et la basse troposphère, l'estimation des paramètres atmosphériques et de surface dépend de la capacité à "voir" à travers les nuages. Heureusement, le plus souvent la pluie ne couvre pas complètement le FOV, ce qui permet en principe la restitution des paramètres atmosphériques et de surface en présence de pluie.

- Paradoxalement, l'hétérogénéité spatiale des précipitations qui paraît offrir une solution partielle au problème de la restitution des paramètres de surface, est la base du second problème. En effet, la couverture nuageuse fractionnaire du FOV, étroitement liée aux précipitations, peut être très différente pour chacune des fréquences utilisées qui montrent de grandes différences de résolutions spatiales.

On le voit ici, les aspects liés à la résolution spatiale demeurent un élément important de la restitution des mesures de l'eau nuageuse par les micro-ondes. Nous verrons ceci en détails dans le chapitre 4, et nous proposerons une méthode pour faire face à ce problème dans le chapitre 9.



## CHAPITRE 3 Modèles radiatifs micro-ondes - Modèles de nuage

*Ce que nous observons n'est pas la nature elle-même, mais la nature exposée à notre méthode de questionnement.*

*Heisenberg*

*Nous présentons ici l'approche de modélisation du transfert radiatif micro-onde. Cette modélisation permet d'étudier les conséquences des propriétés physiques des nuages et en particulier du remplissage partiel du champ de vision des radiomètres par les nuages. Pour ces études de sensibilité, il est nécessaire de connaître simultanément les caractéristiques des champs utilisés pour les simulations radiatives. Les possibilités de construction de champs sont présentées et on discute le choix de champs synthétiques pour l'étude.*

La détermination des propriétés des nuages ou d'autres propriétés atmosphériques, de la surface, etc., à partir d'une observation radiométrique depuis l'espace revient à trouver une (ou des) relation(s) entre la mesure et les paramètres physiques du champ. La mise en évidence et la formalisation de ces relations peuvent être réalisées de façon empirique si on a la possibilité de réaliser simultanément les mesures radiométriques et des mesures des caractéristiques qui les conditionnent. Dans un milieu complexe comme l'atmosphère nuageuse, avec les interactions multiples et les variétés de conditions possibles, cette correspondance est difficilement réalisable sur un grand nombre de cas bien identifiables. On a vu d'ailleurs au chapitre précédent la grande variété des travaux visant à établir la correspondance entre mesures et propriétés nuageuses.

L'alternative consiste à modéliser au mieux le transfert radiatif et appliquer cette modélisation sur des champs atmosphériques connus. La difficulté devient double : elle réside d'une part dans la validité du modèle de transfert radiatif et son applicabilité au problème traité et d'autre part dans la maîtrise et la validité de la représentation du champ atmosphérique utilisé.

Dans ce dernier cas, plusieurs possibilités sont offertes plus ou moins aisées à mettre en œuvre : soit utiliser des champs issus de l'expérience mais on retombe pratiquement sur le problème de la mesure des caractéristiques des champs, soit utiliser des champs modélisés ou schématisés.

Deux types de modélisations sont utilisées dans la suite de ce travail : la modélisation du transfert radiatif des micro-ondes dans les milieux atmosphériques et nuageux et la modélisation relative aux champs nuageux,.

### 3.1 Modèles de transfert radiatif

Les modèles de transfert radiatif que nous allons utiliser permettent de simuler le rayonnement MW à partir des propriétés du couvert nuageux. Cet emploi correspond au mode direct. Dans ce mode, les modèles peuvent être plus ou moins complexes, c'est à dire qu'ils peuvent mettre en jeu une représentation plus ou moins détaillée des nuages et des méthodes de résolution plus ou moins élaborées. Cependant l'équation du transfert radiatif ne peut pas totalement modéliser la réalité à cause des limitations dans les données d'entrée, de notre compréhension des processus de transfert et surtout des limitations dues aux temps de calculs. Par exemple, l'un des principaux problèmes réside dans la simplification des distributions complexes de la taille et de la forme des hydrométéores des nuages précipitants. Le critère principal du choix du modèle est donc qu'il soit bien adapté aux milieux observés et au problème posé.



### 3.1.1 Modèles 1D

Un des premiers modèles théorique du transfert radiatif micro-onde est probablement celui de Wilheit et al. (1977), développé modèle théorique pour une atmosphère précipitante. Les résultats étaient comparés avec les températures de brillance micro-onde à une longueur d'onde de 1.55 cm mesurées par l'Electrically Scanning Microwave Radiometer (ESMR) sur le satellite Nimbus 5 et les taux de pluie dérivés des mesures d'un radar météorologique. Un peu plus tard, Wentz (1983) dérive une relation entre les températures de brillance MW de l'océan et les paramètres de surface météo conventionnel. Les TB sont exprimées par les intégrales de diffusion et d'émission de la surface de l'océan et par l'émission et l'absorption radiative de l'atmosphère. Il obtient ainsi un modèle simple pour le transfert radiatif et la diffusion. Ce modèle est réduit à une fonction donnant les TB en fonction de cinq variables seulement : la température de surface, la vitesse du vent de surface, le contenu en vapeur d'eau, le contenu en eau liquide, et la température de l'air en surface.

Les méthodes classiques de résolution s'appuient sur l'hypothèse du nuage homogène à plan-parallèle (Meador et Weaver, 1980). Il existe d'autres méthodes<sup>12</sup>, comme celle de Fuhrhop et al. (1998) qui présentent un modèle de transfert radiatif pour calculer les TB dans la gamme de MW. Ce code est disponible sur le site de *l'Institut für Meereskunde de Kiel*<sup>13</sup>. C'est ce modèle que nous utiliserons dans la première partie de notre travail. Dans ce modèle, le modèle atmosphérique (figure 8) est celui de Simmer (1994), qui utilise la méthode des ordres successifs de diffusion (Liou, 1980). L'absorption de l'oxygène et de la vapeur d'eau est calculée avec le modèle d'absorption de Liebe (1993). L'absorption et la diffusion des nuages non-précipitants sont modélisées par la théorie de Rayleigh et pour les précipitations, par la théorie de Mie. Comme il est indiqué sur la figure 8, la modélisation du transfert radiatif du système atmosphère-océan nécessite le couplage de l'atmosphère et de la surface. Le modèle d'océan fournit le coefficient de diffusion pour une fréquence donnée en fonction de la polarisation et des angles d'incidence et de réflexion.

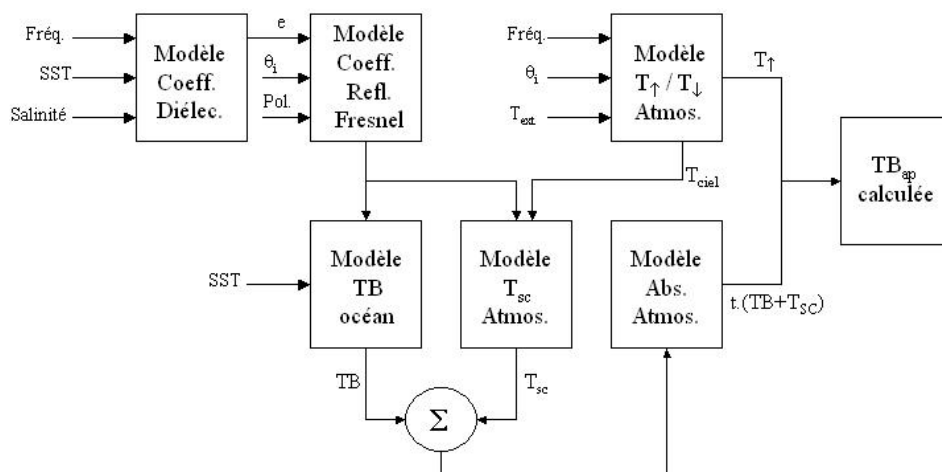


FIG. 8 - Les différents modules d'un modèle de transfert radiatif micro-onde complet.

Le couplage avec le modèle d'atmosphère se fait suivant l'émission de surface (Peake, 1959), et la réflexion. Les équations pour l'émission sont valides pour la surface de l'océan car l'épaisseur de pénétration du rayonnement micro-ondes est très petite (quelques dizaines de millimètres); il n'y a donc pas d'émission provenant des couches plus profondes.

<sup>12</sup> Quelques exemple de résolution du transfert sont donnés dans Bauer (2002).

<sup>13</sup> <http://www.ifm.uni-kiel.de/fb/fb1/me/research/Projekte/RemSens/SourceCodes/codes.html>

Comme nous l'avons vu précédemment, les calculs de transfert radiatif en présence de nuage et de précipitation se simplifient lorsque les longueurs d'onde approchent le régime de diffusion de Rayleigh. En particulier, le transfert du rayonnement micro-onde est souvent plus simple que les calculs équivalent dans les longueurs d'onde plus courtes. Kummerow (1993) dans une approche plan-parallèle, adopte l'approximation d'Eddington pour obtenir les TB issues d'un modèle à N-flux. Liu (1998) a également développé un modèle de transfert radiatif pour la télédétection par micro-ondes.

La comparaison avec des résultats de modèles tridimensionnels montre que l'approximation plan-parallèle introduit deux types d'erreurs. La première, de nature physique, est reliée au fait que l'approximation plan-parallèle ne permet pas à l'énergie de se répandre des zones denses vers les régions voisines. L'interprétation des résultats montre qu'en général, ces erreurs sont assez faibles pour des fréquences dominées par l'émission (37 GHz et moins) et que ces erreurs "physiques" sont très prononcées seulement aux fréquences marquées par la diffusion (85 GHz) pour lesquelles de grands écarts et des biais supérieurs à 8 K sont mis en évidence (Haferman, et al., 1994). La seconde erreur est de nature plus géométrique et est reliée au fait que les approximations de type plan-parallèle ne tiennent pas compte des limites physiques horizontales pour les angles de vue inclinés ("*off-nadir*").

### 3.1.2 Modèles tridimensionnels

Dans l'approximation du nuage à plans parallèles, on suppose que la distribution horizontale est homogène et que l'interaction radiative entre les colonnes verticales est négligeable. Cette hypothèse est donc valable seulement pour des atmosphères claires ou complètement couvertes par les nuages. Applicable éventuellement dans le cas de couches nuageuses de type stratiforme, les conséquences de l'hétérogénéité sont évoquées d'une part lorsque la variation de la répartition des constituants nuageux entraîne l'interaction radiative entre les pixels nuageux, d'autre part lorsque l'hétérogénéité atteint la discontinuité de la couche. Dans ce dernier cas, l'interaction directe avec les propriétés radiatives du sol doit être prise en compte en considérant par ailleurs les cas de vision oblique selon que l'appareil voit ou ne voit pas le sol. Cette prise en compte est réalisable avec toutes les configurations possibles dans les calculs de transfert radiatif 3D.

Weinman et Davies (1978) reconnaissent les premiers la nécessité de schémas de transfert radiatifs 3D pour simuler le rayonnement issu des nuages précipitants.

Quelques études ont mis en évidence que le calcul de type plan-parallèle est mal adapté au cas des nuages hétérogènes car il ne prend pas en compte la non linéarité des réponses radiatives et néglige le transport horizontal des photons. Haferman et al. (1994) s'interrogent sur les aspects 3D du transfert radiatif dans le cadre de la télédétection des précipitations au-dessus des terres. Ils résolvent l'équation du transfert radiatif par la méthode des ordonnées discrètes, et font état des différences entre modèle plan-parallèle et modèle 3D. Ils montrent que les effets de moyenne spatiale sur les canaux SSM/I et 85 GHz en particulier sont importants (moyenne sur les paramètres nuageux ou moyennes sur les températures de brillance). La première erreur que l'on fait dans un calcul plan-parallèle est donc de ne considérer que la valeur moyenne des champs, de négliger l'effet des hétérogénéités des nuages.

Dans les calculs radiatifs de type plan-parallèle, les propriétés radiatives du nuage sont uniquement liées aux paramètres microphysiques. Dans le cas de nuages hétérogènes lorsque la taille du pixel est de l'ordre de celle du libre parcours moyen des photons (c'est le cas à 85 GHz en présence de précipitation), cette dépendance unique n'est plus du tout valide : deux pixels ayant les mêmes propriétés microphysiques n'ont pas forcément les mêmes propriétés radiatives, compte tenu des effets de leurs environnements. Ainsi, à petite échelle, il y a interaction entre les pixels : le transport horizontal net des photons n'est plus négligeable. En

plus de l'erreur due à la non linéarité des réponses radiatives, la seconde erreur que l'on fait dans un calcul plan-parallèle est donc de ne pas considérer ce transport horizontal de l'énergie radiative, causé principalement par la diffusion.

Les codes 3D actuellement disponibles, mettent en jeu des méthodes de Monte Carlo qui comporte trois grandes familles :

- la première ("forward") consiste à suivre le photon lors de chaque diffusion et à moyenner la radiance pour les angles solides donnés.
- La deuxième ("forward with discret angle") reprend le même principe que la méthode précédente mais la radiance est calculée pour chaque direction.
- La troisième ("backward") consiste à retracer le parcours inverse du rayonnement en partant de la direction de sortie des photons. C'est cette méthode qui est utilisée dans le code de Roberti et al. (1994), et que nous utiliserons dans la suite.

Roberti et al. (1994) regardent de façon plus spécifiques les différences entre les résultats du transfert radiatif 3D et ceux obtenus par l'approximation plan-parallèle, pixel indépendant, dans les micro-ondes. Pour calculer les luminances au sommet du nuage, deux codes différents sont utilisés : un code 3D aux ordonnées discrètes et un code Monte Carlo-*backward*.

Ce modèle utilise un algorithme de rétropropagation type Monte Carlo. Les photons sont lancés au point où la température de brillance est calculée, dans la direction opposée de laquelle ils se propageraient physiquement à l'intérieur du milieu. Le chemin de chaque photon est ensuite retracé dans le milieu, suivant les lois d'interactions que sont l'absorption et la diffusion. Lorsque le photon est absorbé, il est considéré comme étant émis au point d'absorption  $x$ , avec une TB égale à la température physique du milieu  $T(x)$ . Les radiances peuvent donc être interprétées comme des températures de brillance et non plus en  $W.m^{-2}$ .

Ce code de Monte Carlo peut tenir compte de l'émission atmosphérique, de l'émission de surface, du rayonnement cosmique de fond, et de la diffusion multiple. Le nuage est considéré comme une grille en trois dimensions dans laquelle les photons peuvent circuler dans toutes les directions et franchir les limites avec l'extérieur.

Dans chaque cellule la température décroît linéairement de la surface au sommet de l'atmosphère, tandis que le coefficient d'extinction  $k_e$ , et l'albédo de diffusion simple et la fonction de phase sont supposés constants. A la limite supérieure du nuage intervient le rayonnement de fond à 2.7 K, la limite inférieure étant marquée par la surface (lambertienne ou spéculaire). La température de brillance est calculée au sommet, qui présente alors  $N_x \times N_y$  parcelles nuageuses dans les directions  $x$  et  $y$ . Pour chaque cellule, une série de  $N_p$  points de calcul de la radiance est déterminée. La distance entre chaque point est de 0.3 km, pour un total de 25 points de calcul pour chaque cellule.  $10^6$  photons sont lancés pour chaque cellule nuageuse. Après son départ, le photon est suivi jusqu'à une première diffusion dans le milieu. Le premier dans le processus détermine la distance de collision  $dc$  :

$$dc = |\ln(r)| / k_e$$

où  $r$  est un nombre aléatoire, 1 ou 0. Si la distance de collision est plus grande que la distance à la limite de la cellule voisine, alors le photon avance jusqu'à cette limite et une nouvelle distance de collision est calculée. Ce processus continue jusqu'à ce qu'une collision se produise au point  $x$ . Une nouvelle valeur aléatoire est ensuite choisie pour décrire la nature de la collision. Si la valeur  $r$  est inférieure à celle de l'albédo  $a$  de diffusion simple, on a alors une diffusion. Si  $r > a$ , c'est l'absorption qui a lieu. Dans le cas où l'absorption et l'émission du photon sont considérées au point  $x$  d'absorption :

$$TB(n, np) = T(x)$$

où  $n=1$ ,  $N$  et  $np=N_p$ . Si on a une diffusion, alors une nouvelle direction est déterminée par la fonction de phase. La fonction de phase utilisée est celle de Henyey-Greenstein, symétrique dans la direction azimutale. Dans ces conditions, le cosinus de l'angle de diffusion est donné par :

$$\mu = 1 + g^2 - \left[ (1 - g^2) / (g(2r - 1) + 1) \right]^2 2g$$

Si la collision a lieu avec la surface, alors la probabilité de diffusion ou d'absorption est déterminée par l'émissivité de surface  $e$ . Pour  $r < e$  le photon est absorbé, tandis que pour  $r > e$ , le photon diffuse. La direction après diffusion est déterminée par le type de surface. Pour une surface spéculaire, le photon est supposé diffuser de la direction  $\mu$  à  $-\mu$ , et pour une surface lambertienne la direction est déterminée aléatoirement. Si un photon s'échappe de la limite supérieure, on suppose qu'il est émis à la température de fond 2.7 K. D'un point de vue calculatoire, le code est assez performant car tous les photons apportent leur contribution au résultat final qui se présente sous la forme d'une surface de  $N_x \times N_y$  températures de brillance.

L'échelle typique de calcul du transfert MW, d'environ 1-3 km, correspond à la résolution des capteurs IR/VIS actuellement opérationnels sur les satellites météorologiques. La connaissance exacte de l'échelle en dessous de laquelle il ne serait plus utile de calculer l'équation du transfert requiert de toute évidence une étude plus approfondie. Cette échelle dépend du libre parcours moyen des photons MW dans le nuage, donc de la fréquence choisie.

Afin d'étudier les effets 3-D des nuages précipitants sur les températures de brillance micro-ondes, Liu et al. (1996) développent un autre modèle 3D de type Monte Carlo, mais cette fois pour le rayonnement polarisé. En comparant avec des nuages horizontalement homogènes, deux effets sont clairement mis en évidence : Premièrement, les températures de brillance sont réduites dans le cas 3D à cause du lissage net du rayonnement sur les bords du nuage. Deuxièmement, le rayonnement émis par le nuage chaud et ensuite réfléchi par la surface de l'eau, augmente les TB des régions de ciel clair au voisinage du nuage. Les deux effets se complètent conduisant soit à de plus faible ou de plus hautes TB, suivant la géométrie du nuage, l'angle de vue du satellite, la couverture, et la position du nuage dans le FOV du satellite. A 37 GHz par exemple, des différences de plus de 10 K peuvent apparaître pour un nuage ayant une couverture de 50 %. De leur côté, les nuages précipitants homogènes couvrant entièrement le FOV montrent naturellement des relations TB-taux de pluie similaire au cas des nuages horizontalement infinis. Plus précisément, une augmentation de TB à faible taux de pluie, due aux effets de l'émission, est suivie par une diminution causée par les effets de la température et de la diffusion. Cependant, pour des nuages de petite dimension horizontale, les TB 3D peuvent montrer un second maximum à cause de la diminution des effets de lissage avec l'augmentation du taux de pluie. Au nadir, les TB 3D sont toujours inférieures aux TB 1D, avec des différences pouvant atteindre plus de 20 K pour un nuage de 5 km d'extension verticale, et une base de 1 km  $\times$  1 km.

### 3.2 Décalage géométrique des températures de brillance

Parmi les effets 3D, l'un des plus importants est celui du décalage géométrique des températures de brillance. L'importance de ce décalage dépend en grande partie de la part de la diffusion et donc à la fois de la nature des constituants du nuage et de la fréquence. Cet aspect est particulièrement important pour les fréquences relativement hautes comme le canal à 85 GHz (Haferman et al., 1994; Bauer et al., 1998). Par exemple sur la figure 9 on a la répartition des champs de températures de brillance à 85 GHz pour deux angles de vue différents. Le décalage entre les deux est très net, et peut atteindre plusieurs kilomètres.

Pour palier à ce problème, la plupart des travaux menés à ce jour effectuent une correction géométrique ou adaptent des méthodes existantes (cf. méthode "*slant path*" de Liu, 1996).



FIG. 9 – Températures de brillance (85 GHz) au zénith (gauche) et à 53° (droite) à partir du modèle 3D (Roberti et al., 1994).

Le déplacement horizontal dans la direction de visée est causé par les contributions du signal provenant de certaines couches se projetant sur le FOV d'observation. En particulier, aux fréquences sensibles à la diffusion par les particules de glace, les effets peuvent être comparable à ceux dus à l'extension verticale du nuage. Bauer et al. (1998) présentent une approche simple pour ajuster les TB obtenues pour des mesures effectuées avec un angle de vue incliné. A partir d'un modèle de transfert radiatif 1D modifié, ils montrent la corrélation entre les altitudes effectives de contribution des radiances et les TB à 37 et 85 GHz. Ils appliquent leur méthode de correction aux données SSM/I et obtiennent une amélioration remarquable des restitutions de pluie basées sur les mesures à 85 GHz, comparées aux mesures radar au sol, suggérant qu'une des incertitudes majeures liée aux algorithmes utilisant la diffusion peut être expliquée par des effets géométriques pouvant être corrigé. Pour des algorithmes multi-canaux, un schéma de correction plus élaboré est nécessaire pour permettre des ajustements suivant la fréquence et la scène.

### 3.3 Génération de nuages hétérogènes

Comme nous l'avons discuté dans l'introduction de cette thèse, pour pouvoir évaluer les réponses pour un rayonnement de longueur d'onde donnée aux conditions nuageuses, la modélisation du transfert radiatif fait appel à des modèles de nuages. Deux grandes catégories de modèles peuvent être distinguées dans ce domaine : les modèles ayant une approche physique basée sur une description microphysique détaillée du milieu, et les modèles statistiques sensés représenter au mieux les lois observées dans les champs nuageux.

### 3.4 Utilisation de modèles physiques d'atmosphère nuageuse

Les modèles physiques, avec les limitations évoquées précédemment, ont l'avantage de représenter une importante partie de la complexité du profil vertical de l'atmosphère nuageuse. Dans le cas des micro-ondes, pour lequel le bilan au sommet de l'atmosphère est le résultat d'une somme d'effets (émission et diffusions par les éléments nuageux et le sol), la représentation modélisée de ce profil vertical sera indispensable si on veut utiliser le maximum d'informations (multi-spectrales) pour séparer les caractéristiques des constituants (nature, taille des hydrométéores ; teneur en eau vapeur, liquide, solide,...). C'est la démarche utilisée par Petty (2001) qui a utilisé un modèle de nuage 1D paramétré, permettant de générer des profils d'hydrométéores utilisés dans le calcul direct des températures de brillance. Dans ce modèle, 19 paramètres ajustables permettent de faire varier les propriétés des nuages, et ainsi étudier l'impact de leur variation sur les TB calculées.

Dans le cas où la structure à la fois horizontale et verticale des nuages devient un facteur important de la détection (nuages hétérogènes développés, champ de cumulus,

fronts,...), le modèle utilisé doit être un modèle 3D. Mugnai et al (1990, 1993), par exemple, réalisent une simulation d'un orage avec forte chute de grêle afin de caractériser l'emplacement des sources du rayonnement qui contribuent aux températures de brillance au sommet de l'atmosphère mesurées par le SSM/I. Le calcul des températures de brillance est basé sur un schéma de transfert radiatif détaillé de façon verticale, spectrale et angulaire, appliqué aux sorties du modèle tridimensionnel **RAMS**<sup>14</sup> (Regional Atmospheric Modeling System; Pielke et al., 1992). Le RAMS est également utilisé par Haferman et al. (1994) avec un modèle radiatif aux ordonnées discrètes pour éviter les limitations du modèle plans parallèles et étudier les différences entre 1D et 3D pour différentes résolutions spatiales. Wiedner et al. (2004) utilisent le modèle méso-échelle Mésos-NH en entrée du modèle de transfert radiatif ATM (Pardo et al., 2001) afin de simuler les réponses micro-ondes issues de situations convectives. Marzano et al. (2003) comparent pour différents régimes de précipitation, les signatures de précipitations obtenues à l'aide des données radiométriques micro-ondes multispectrales (de 19 à 60 GHz) à partir du sol et des simulations. Les signatures radiométriques peuvent ainsi être attribuées à l'absorption et la diffusion par la pluie.

### 3.5 Utilisation de schémas « géométriques » de champs nuageux

Les modèles physiques ont toutefois une résolution limitée et sont tributaires de la complexité des interactions physiques dont les effets peuvent être difficiles à séparer. La maîtrise des conditions que l'on souhaite imposer au modèle de transfert radiatif peut être plus aisée avec un schéma choisi et adapté. C'est pour cela que nombre de tels schémas ont été développés ces dernières années.

Le choix des caractéristiques d'un tel schéma dépend du ou des paramètres que l'on veut représenter, de l'échelle des fluctuations que l'on veut prendre en compte, des caractéristiques de champ qui paraissent pertinentes. Par exemple le choix d'une cascade bornée (Cahalan et al, 1994; Marshak et al., 1995) ou d'un schéma de type tdMAP (tree driven Mass Accumulation Process; Benassi et al., 2004) permet de générer des fluctuations horizontales du contenu intégré en eau liquide proche de celles observées in situ dans les nuages stratiformes et de conserver les propriétés d'autosimilarité généralement observées dans les champs (Duroure et Guillemet, 1992). Certains schémas utilisant une transformée de Fourier plus ou moins modifiée permettent également de satisfaire cette propriété (Barker and Davies, 1992). D'autres schémas mettent l'accent sur la représentation de fonctions de densité de probabilité (distribution dimensionnelle des hydrométéores, distribution de taille des cellules nuageuses,...). C'est par exemple le cas des schémas « surrogate clouds » (Venema et al., 2004), cumulus (Evans and Wiscombe, 2004) ou encore tdMAP.

Nous avons choisi ici de construire les champs nuageux hétérogènes au moyen de deux schémas simples permettant de contraindre la répartition spatiale des nuages tout en respectant les propriétés d'autosimilarité (voir chapitre 6). Les caractéristiques microphysiques des hydrométéores sont simplement incluses pour l'application des modèles de transfert radiatif. Les deux schémas sont la cascade bornée bidimensionnelle et un schéma gaussien de seuillage déjà utilisé par Cornet et al. (2004).

### 3.6 L'hétérogénéité verticale

L'ensemble des études menées sur les précipitations montre qu'il ne faut pas oublier qu'à un certain arrangement spatial (ou structure horizontale) se superpose la structure

<sup>14</sup> <http://rams.atmos.colostate.edu/>

verticale du système nuageux. Huang et Liou (1983) ont montré les premiers que la nécessité de prendre en compte cette hétérogénéité verticale, et en particulier celle de la température pour les calculs des TB à 37 et 85 GHz, pour des nuages précipitants épais.

Les premiers résultats quantitatifs des profils verticaux de précipitations dérivés de radiométrie en micro-ondes passives ont été présentés par Kummerow et al. (1991). Les mesures de températures de brillance (TB) obtenues par avion à haute altitude sont reliées aux profils du taux de précipitation à travers une procédure de régression statistique multi-canal. Les statistiques relatives aux TB sont obtenues à partir d'une série de modèle radiatif de nuage représentant une grande variété de structures convectives et stratiformes. Des résultats pour deux cas d'étude, une situation de pluie stratiforme et un orage convectif intense, montrent que les profils dérivés par radiométrie sont capables de capturer les caractéristiques principales de la structure verticale observée de la densité d'hydrométéores.

Mugnai et al. (1993) mettent l'accent sur le rôle de la stratification et des mélanges d'hydrométéores sur les TB micro-ondes. Taylor et English (1995) ont aussi étudié l'impact des hétérogénéités et de la structure verticale des nuages. Fu et Liu (2001), soulignent également l'importance du profil vertical des précipitations pour déterminer les températures de brillance et la nécessité d'incorporer une information réaliste du profil de précipitation dans les algorithmes de restitution de la pluie. De plus ils mettent en évidence l'existence d'une corrélation entre eau et glace à une échelle supérieure de celle du pixel satellite, soulignant une nouvelle fois le problème de la génération de champs nuageux réalistes. Une première approche peut être construite sur un schéma assimilant l'ensemble du profil vertical mais ultérieurement un tel schéma devra prendre en compte le détail des profils.

### 3.7 Conclusions sur la première partie

A côté de nombreuses autres applications d'observation atmosphérique (mesure de l'ozone), les MW sont maintenant à la base de toutes les études portant sur le cycle de l'eau. Cette partie, essentiellement bibliographique, a permis de donner une vision globale des connaissances actuelles sur le transfert radiatif des micro-ondes passives, notamment en milieux nuageux. L'interaction particulière des micro-ondes avec le milieu nuageux a permis de nombreuses études sur une grande gamme d'échelles spatiales. Ces mesures des précipitations, leur répartition, et leur intensité sont maintenant mieux connues, et viennent compléter les données radar. Certaines fréquences apparaissent plus adaptées à certains phénomènes, ou certains types de surface. Parmi ces fréquences, 85 GHz montre une forte sensibilité à la diffusion. Cependant, si les études à grande échelle semblent donner de bons résultats, de nombreux travaux menés à l'échelle régionale se sont heurtés au problème de la prise en compte de la variabilité horizontale des nuages, couverture fractionnaire ou variabilité interne de leur composantes (hydrométéores liquides ou solide), que se soit pour les précipitations ou de façon plus générale pour le contenu intégré en eau (LWP). Dans la partie suivante, nous abordons ce problème de l'hétérogénéité.

## **II. Des Hétérogénéités du Champ Nuageux au "Beam-Filling Effect"**

*Dire que la couverture nuageuse est de nature hétérogène semble une évidence. Cependant, quantifier cette hétérogénéité reste encore un exercice complexe. Nous abordons dans cette partie les conséquences de cette hétérogénéité sous-pixel, qui, occultée à l'échelle des observations MW, conduit à des erreurs de restitutions sur les paramètres nuageux. Après avoir caractérisé cette hétérogénéité à l'aide de divers paramètres, on étudiera le comportement du biais résultant à la fois du remplissage partiel des pixels micro-ondes et de la relation non linéaire entre températures de brillance et contenu en eau. L'étude de ce biais communément appelé dans la littérature "beam-filling effect (BFE)" sera basée sur des simulations numériques des champs nuageux et du transfert radiatif et exposée sous forme d'un article publié dans Atmospheric Research intitulé: **"Subpixel cloud fraction and inhomogeneity effects on microwave beam-filling error"**.*





## CHAPITRE 4 Beam Filling Effect (BFE)

*Due to the nonlinearity of the rainfall/radiative relationship, horizontal hydrometeor distribution variations strongly affect measured microwave radiation*

*Short et North, 1990*

*The combined effects of the areal distribution of rain rate in the FOV and the sensitivity of the radiometer to rain rate are inherently constrained in the observations made by the radiometer. For these reasons, the average rain rate in the FOV of satellite borne microwave radiometer is to systematically underestimated.*

*Prabhakara et al., 1992*

*Comme nous l'avons vu dans l'introduction, l'hétérogénéité a des conséquences directes sur les températures de brillance micro-ondes. Dans ce chapitre, les principaux travaux traitant du BFE seront rappelés, puis nous donnerons une définition du BFE basée sur les températures de brillance.*

### 4.1 Pourquoi étudier le BFE ?

Austin et Geotis (1978), puis Lovejoy et Austin (1980) en comparant les estimations du taux de pluie provenant de l'ESMR avec des données sol et radar trouvent des moyennes inférieures de 30 à 40% par rapport aux mesures au sol. Pour la résolution de 25 km de ESMR, Wilheit (1986) souligne surtout le rôle de cette relation non linéaire qui, dans le cas hétérogène, entraîne une sous-estimation du taux de pluie. Alishouse (1983) montre que les petites cellules de précipitation sont souvent occultées par le radiomètre SMMR. En effet, pour ces radiomètres MW de moyenne résolution, les nuages sont fréquemment discontinus ("broken clouds"), ce qui conduit à des erreurs systématiques (le plus souvent une sous-estimation) sur la restitution des paramètres nuageux et des précipitations (Bell, 1987).

En s'intéressant au remplissage partiel du FOV, Weinman et Davies (1978) puis Short et North (1990) montrent que cette sous-estimation du taux de pluie moyen peut être de l'ordre d'un facteur 2. Ce biais est estimé par Chiu et al. (1989) à partir des données de taux de pluie collectées durant la campagne GATE (Global Atmospheric Research Program Atlantic Tropical Experiment) en utilisant une relation taux de pluie-TB. Ils relèvent une sous-estimation comprise entre 25 et 30 % pour un FOV de 8 km. De tels résultats sont confirmés par Klapisz et al. (1998) qui proposent une méthode pour corriger l'effet beam-filling pour les taux de pluie calculés à partir des données à 19 GHz. Ils montrent une dépendance en fonction de la fraction du champ couvert par la pluie, qui conduit à un facteur correctif compris entre 1.5 et 3.

Graves (1993) puis McCollum et Krajewski (1998) ont souligné que le problème de beam-filling est essentiellement déterminé par le niveau de congélation, la fraction moyenne précipitante et le taux de pluie moyen à l'intérieur du FOV.

Comme nous l'avons déjà indiqué, Harris et Foufoula-Georgiou (2001) ont montré que la variabilité sous-grille (1-3 km) a des effets importants sur les températures de brillance simulées. Harris et al. (2003) mettent aussi en évidence l'existence de biais importants résultant de la sous-représentation de la variabilité entre 3 et 15 km (entre + 4 à 5 K pour 85 GHz). Pour tenir compte de cette hétérogénéité, Kedem et al. (1990) et Kummerow et Giglio (1994a) ont utilisé une distribution lognormale pour représenter la répartition des précipitations à l'intérieur du FOV.

Plus récemment, Shin et Shiu (2003) ont examiné l'erreur de beam-filling grâce au coefficient de variation CV (l'écart type du taux de pluie divisé par sa moyenne) qui donne une mesure de la variabilité spatiale. Ils montrent que CV, relié à la structure verticale est corrélé avec les températures de brillance à 85 GHz, spécialement pour les forts taux de pluie. A partir de ces résultats, ils exploitent la variabilité spatiale à 85 GHz pour une inversion. Ils

montrent que l'apport d'une information sous-pixel (ici CV) sur la variabilité permet d'améliorer la restitution des précipitations en réduisant l'effet de l'hétérogénéité.

L'hétérogénéité horizontale est manifestement la plus grande source d'erreur dans les algorithmes de restitution, toutefois, Kummerow (1998) affirme que ce n'est pas la seule et les autres composantes comme la structure verticale et la surface sous-jacente ont aussi besoin d'être examinées.

Bien que ce problème concerne principalement les précipitations, les effets de la non linéarité et du remplissage partiel des pixels existent aussi pour la restitution de paramètres comme le LWP. Pourtant, peu d'études se sont intéressées à ce point. Greenwald et al. (1993) ont décrit une méthode pour détecter le LWP au-dessus des océans à partir du SSM/I avec un modèle physique qui utilise 19 et 37 GHz. En comparant leurs résultats avec des mesures-sol, ils concluent que les estimations du LWP présentent une erreur relative de l'ordre de 25 à 40 % suivant les conditions atmosphériques et de surface ainsi que de la quantité d'eau présente.

Greenwald et al. (1997a) comparent le LWP obtenu à partir des mesures par micro-ondes passives (SSM/I) et celles par réflectance solaire (GOES-8), pour comprendre l'impact des effets sous-FOV sur les restitutions basées sur le canal à 37 GHz. Les comparaisons sont faites sur des mesures colocalisées et sont limitées aux strato-cumulus. L'erreur due au remplissage partiel des FOV MW est d'environ 22% (pour une couverture moyenne de 73%). Ils montrent qu'en divisant le LWP obtenu par la quantité nuageuse présente dans le FOV, le biais peut être réduit. Cependant, ce BFE reste souvent significatif, et influe directement sur les utilisations pratiques du LWP comme les études de classifications nuageuse, ou les études de validation des mesures sol, ou radar.

Bremen et al. (2002) ont étudié aussi les effets des hétérogénéités nuageuses sur le LWP retrouvé à partir des observations du SSM/I. Ils montrent que pour 19 et 22 GHz, le BFE augmente de façon monotone avec le LWP moyen, tandis que pour 37 GHz et 85 GHz le BFE décroît avec le LWP pour des LWP grands. En général, le BFE est plus prononcé pour la polarisation horizontale avec des différences supérieures à -60 K par rapport au cas homogène pour 37 GHz.

Avant de présenter notre méthode de calcul du BFE, il faut noter que des travaux similaires à ceux entrepris pour les micro-ondes passives ont été menés sur les mesures radar et le problème du remplissage partiel du faisceau par les hydrométéores. On trouvera le terme de *NUBF* (pour Non Uniform Beam Filling) dans les travaux de Nakamura (1991), Testud et al. (1996), Durden et al. (1998), ou Gosset et Zawadzki (2001). Ces études sont généralement basées sur des hypothèses concernant la relation entre réflectivité radar et taux de pluie, et la distribution des hydrométéores. Cette approche statistique du *NUBF* est à relier avec les modèles théoriques du BFE basés sur des hypothèses sur la nature de la relation température de brillance / taux de pluie et sur le type de distribution associé au taux de pluie à l'intérieur du FOV (Short et North, 1990; Graves, 1993; Ha et North, 1995).

La télédétection des nuages par micro-ondes passives est donc limitée physiquement à la fois par la nature hétérogène des champs nuageux mais aussi par la nature non linéaire de la relation TB-taux de pluie (ou LWP). Voyons à présent comment quantifier ce BFE.

## 4.2 Définition du BFE

Les réponses radiatives (relation TB-LWP ou TB-taux de pluie) des micro-ondes à l'eau atmosphérique ne sont donc pas linéaires comme le montre la figure 11. Suivant l'inégalité de Jensen (1906), appliquée ici à la relation TB-LWP on a :

$$TB\left(\frac{LWP_1 + LWP_2}{2}\right) \geq \frac{TB_{LWP_1} + TB_{LWP_2}}{2}$$

La température de brillance associée au LWP moyen est supérieure à la moyenne des températures de brillance associée à chaque LWP. Dans le cas d'une relation TB-taux de pluie, on retrouve le même type de relation.

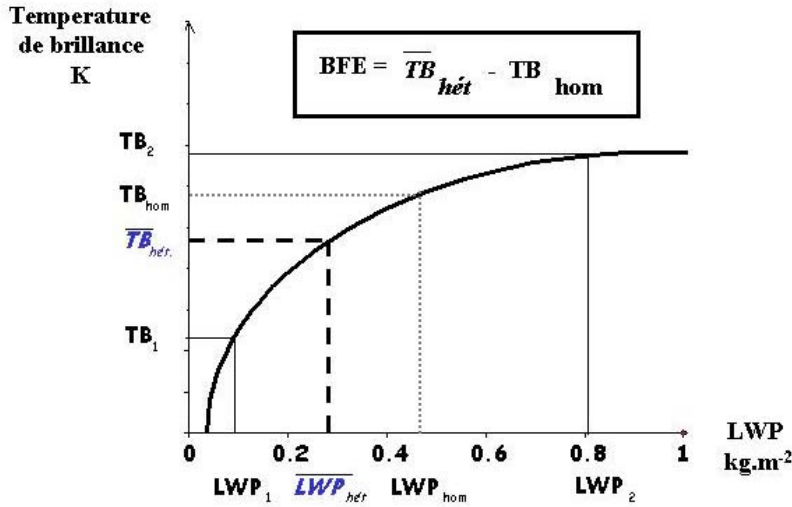


FIG. 11 - Effet Beam-Filling (BFE) et sous-estimation du contenu en eau pour une inversion de températures de brillance issues d'un nuage hétérogène.

On peut comprendre le BFE à l'aide de la relation non linéaire entre le contenu en eau liquide et les TB lorsqu'on observe un nuage hétérogène (figure 11). Un nuage hétérogène est défini par les quantités  $LWP_1$  et  $LWP_2$ . La moyenne des températures de brillance,  $TB_{hét}$ , de ce nuage hétérogène est plus faible que celle ( $TB_{hom}$ ) d'un nuage homogène avec un contenu en eau intégré équivalent  $LWP_{hom}$ . Si on inverse la température de brillance  $TB_{hét}$ , alors on obtient un  $LWP_{het}$  qui est clairement inférieur au vrai LWP moyen,  $\overline{LWP}$ .

Si le milieu n'est pas homogène à une certaine échelle, il en résulte une sous-estimation du contenu en eau (ou des précipitations) qui provient du fait que l'on ne considère que la propriété moyenne de ce milieu à cette échelle : la température de brillance du milieu est donc sous-estimée de façon systématique. Pour des estimations précises, on ne peut donc pas se contenter des valeurs moyennes des propriétés microphysiques des nuages.

Dans la littérature, et en particulier pour les études relatives aux précipitations, le BFE est souvent défini à partir des quantités intégrées, elles-mêmes issues d'algorithmes de restitution. Ici, nous avons choisi de le définir directement à partir des températures de brillance, car cette définition correspond plus au processus physique, qui consiste en la détection d'une certaine quantité d'énergie par le radiomètre, traduite en température de brillance. De plus, cette définition évite d'ajouter des erreurs liées à la méthode d'inversion choisie.

### 4.3 Méthodologie

Pour le calcul du BFE, nous effectuerons deux types de moyennes spatiales (figure 12), une méthode employée dans les travaux de Haferman et al. (1994) et Bremen et al. (2002). Haferman et al. (1994) montrent que les effets de moyenne spatiale sur les canaux SSM/I et 85 GHz en particulier sont importants (moyenne sur les paramètres nuageux ou moyennes sur les températures de brillance, moyennes sur 10 km). Quant à Bremen et al. (2002) ils ont calculés les températures de brillance à partir d'un modèle numérique de nuage servant d'entrée à un code de transfert radiatif 3D, comparées ensuite avec celles issues de l'hypothèse d'un nuage homogène plan-parallèle avec un LWP équivalent. Les différences entre les deux

températures (le BFE) sont reliées au LWP moyen et à l'hétérogénéité nuageuse (à travers l'écart type de LWP).

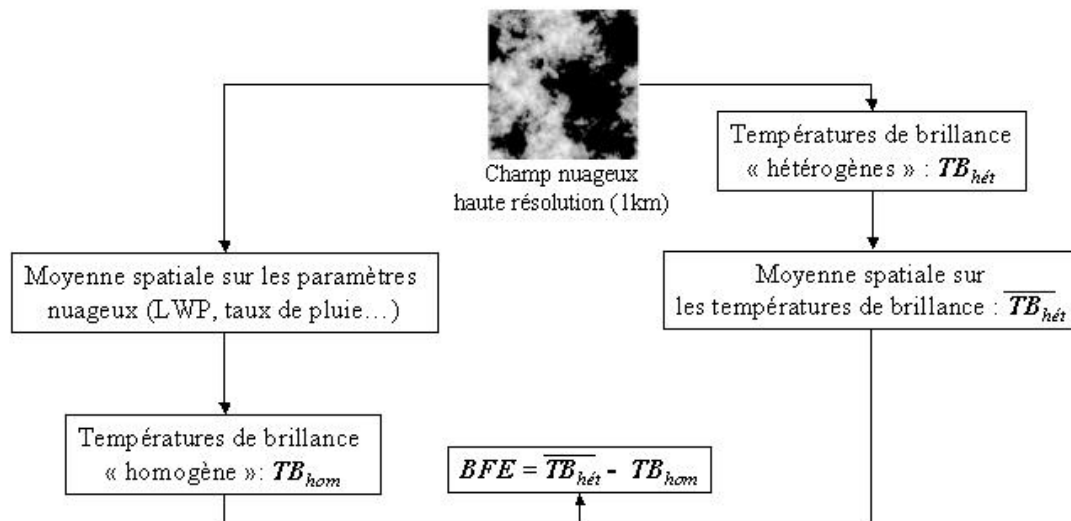


FIG. 12 - Méthode de calcul du BFE.

Pour se rapprocher des résolutions des radiomètres en activité, nous avons calculé les moyennes des TB à 85 GHz pour une résolution de 8 km. Le processus de calcul des températures de brillance à l'aide de codes de transfert radiatif est explicité en détail dans la publication du chapitre 5.

Nous avons vu dans ce chapitre le cadre général dans lequel se place l'étude du BFE. Comment minimiser ce BFE ? La réponse, de toute évidence, et comme les études présentées ci-dessus l'ont montré, passe nécessairement par la prise en compte de l'hétérogénéité sous-pixel. Pour cela, il faut d'abord caractériser cette hétérogénéité interne au pixel micro-ondes, c'est le but du chapitre suivant.

## CHAPITRE 5 Hétérogénéités

*La variabilité spatiale des nuages, et plus spécialement celle des précipitations, conditionne fortement les températures de brillance enregistrées par les radiomètres satellites. Dans ce chapitre, l'objectif est de définir quelques paramètres permettant d'accéder à la variabilité interne des pixels micro-ondes, et ainsi d'établir le lien entre les fluctuations du contenu en eau et les hétérogénéités du champ de températures de brillance.*

### 5.1 L'hétérogénéité des champs nuageux

La télédétection offre la possibilité de mesurer l'énergie provenant de l'atmosphère et de la couverture nuageuse pour des conditions d'observation variées. Si les scènes observées sont considérées comme homogènes, elles sont alors caractérisées par des paramètres uniques. Des températures de brillance de tels nuages sont alors assez bien caractérisées en fonction de ces grandeurs. En revanche, lorsque l'on observe une scène hétérogène, l'estimation des paramètres issus des TB est plus difficile du fait des phénomènes non linéaires inhérents au domaine radiatif micro-onde. Il est alors nécessaire de prendre en compte les effets d'hétérogénéité.

Partant de la notion de milieu homogène, les physiciens ont intégré progressivement la notion d'hétérogénéité spatiale. Cette évolution des idées, marquée par une prise en compte de plus en plus grande de la complexité est en partie le résultat de l'amélioration des moyens d'observations et des moyens de traitement de l'information. Cependant, la quantification de l'hétérogénéité reste encore problématique du fait que ses composantes sont souvent mal définies.

Les champs nuageux se présentent sous la forme d'une mosaïque d'éléments dont la disposition leur confère une structure spatiale. Ce sont donc des systèmes hétérogènes mais néanmoins organisés spatialement, dans lesquels on peut observer des flux d'énergie. En effet, un champ nuageux n'est jamais isolé, et ses limites ne sont pas imperméables, mais ouvertes à ces transferts d'énergie. Chacun de ces champs est donc en interaction sur toutes ses dimensions verticales et horizontales. La nature et l'intensité de ces échanges vont déterminer la manière dont le système va être vu par les satellites. La structure horizontale du champ est ainsi l'association spatiale de champs structurés verticalement et en interaction.

Ainsi, ce que l'on mesure véritablement en regardant les anisotropies du champ nuageux, ce sont des variations d'intensité. Celles-ci sont directement liées à l'énergie émise et diffusée par les gouttelettes d'eau, donc aux fluctuations de la teneur en eau.

### 5.2 Caractériser l'hétérogénéité

#### 5.2.1 La couverture nuageuse

La première caractéristique que l'on peut déterminer est la couverture nuageuse ou précipitante sous-pixel. Dans la littérature, cette fraction nuageuse<sup>15</sup> est généralement définie comme le nombre de pixels nuageux divisé par le nombre de pixels total d'une région donnée. Dans le cas où le nuage n'occupe pas totalement le pixel MW, ce taux de couverture est alors estimé le plus souvent avec un capteur VIS ou IR.

<sup>15</sup> Dans la suite, on notera CF (pour Cloud Fraction) la couverture nuageuse ou précipitante

Si on travaille à une échelle proche de la taille des pixels micro-ondes, la couverture fractionnaire sous-pixel (CF) apparaît comme le paramètre prépondérant. Graves (1993) et Aonashi et al. (1996) proposent une correction du BFE à partir de la fraction précipitante du FOV. Greenwald (1997), dans la perspective d'une restitution du LWP à partir des mesures MW et VIS, utilisent la couverture nuageuse<sup>16</sup>. Bauer et al. (1998) intègrent la couverture fractionnaire pour retrouver les précipitations. Masunaga et al. (2002a) utilisent directement la fraction nuageuse obtenue par l'IR/VIS pour corriger le BFE dans les restitutions du LWP à la fois pour des nuages précipitants et non-précipitants.

Pour tenir compte du remplissage partiel, Zuidema et Hartmann (1995) obtiennent le LWP en divisant le LWP moyen par la couverture fractionnaire nuageuse de la région étudiée. Cette correction est possible car ils observent, pour les stratus, une corrélation positive entre le contenu en eau liquide et la couverture nuageuse. Enfin, récemment Varma et al. (2004) tentent de minimiser le BFE en utilisant la couverture précipitante fractionnaire (FR) à l'intérieur des pixels MW.

La détermination de CF nécessite cependant quelques précautions. En effet, la mesure de CF dépend de la résolution spatiale des capteurs utilisés (Shenk et Salomonson, 1972). De plus, l'information sous-pixel est obtenue à partir de longueurs d'ondes différentes, qui interagissent donc différemment avec les nuages. Il faut alors rester prudent car la couverture peut différer d'une longueur d'onde à l'autre. Ceci est lié au problème du seuil choisi pour différencier zones de ciel clair et zones nuageuses. Wielicki et Welch (1986), à partir de la réflectance de champs de cumulus, ont bien montré cette dépendance de la couverture nuageuse en fonction du seuil de ciel clair choisi (figure 13).

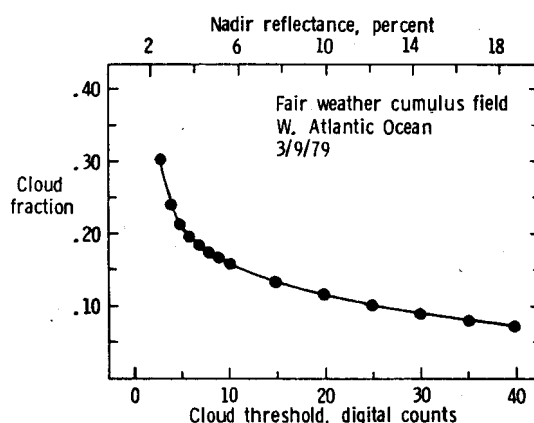


FIG. 13 - Variation de la couverture nuageuse retrouvée à partir des mesures de réflectance visible, en fonction du seuil de ciel clair choisi (Wielicki et Welch, 1986).

Nous le verrons dans le chapitre 9, la détermination de CF intervient souvent dans le cadre d'études combinées qui visent à relier l'information intégrée provenant des MW et les caractéristiques spatiales et/ou spectrales du sommet des nuages par l'IR/VIS. C'est en apportant avec précision la CF, qu'une complémentarité pourra s'installer entre les domaines IR/VIS et MW. De nouvelles méthodes pour retrouver CF sont apparues, notamment celle basée sur la combinaison des luminances IR/VIS en entrée d'un réseau de neurones<sup>17</sup> (Faure et al., 2001b; Cornet, 2003).

<sup>16</sup> On trouvera aussi dans la littérature le terme "cloud amount", introduit par Kondratyev (1969) pour définir le pourcentage du ciel couvert par les nuages

<sup>17</sup> Voir chapitre 8

### 5.2.2 Paramètres "sous-pixels"

Lorsqu'on s'intéresse à l'hétérogénéité, on observe des hétérogénéités que l'on pourrait qualifier de secondaires, reliées aux fluctuations de densité sur une couverture continue, comme ce peut être la cas à petite échelle ou l'échelle MW pour des nuages de types stratus. Dans ce cas, CF est proche de 1 et ne donne pas accès à ces fluctuations secondaires. L'hétérogénéité à l'intérieur du FOV peut être alors caractérisée par des paramètres plus complexes impliquant des opérateurs statistiques comme l'écart-type ou la variance, ou même le voisinage direct des pixels étudiés. C'est de cette façon que Greenwald (1997) ou Bremen et al. (2002), pour quantifier le BFE aux longueurs d'ondes du SSM/I, étudient la relation entre le BFE et l'hétérogénéité sous-pixel caractérisée par l'écart type du LWP à l'intérieur des pixels micro-ondes. Kummerow et Giglio (1994a), puis Kummerow (1998), une nouvelle fois, caractérisent l'hétérogénéité des précipitations à l'intérieur du FOV par :

$$\sigma_{FOV} = \left( \frac{1}{N_{FOV} - 1} \sum_i^{N_{FOV}} (\bar{R} - R_i) \right)^{1/2}$$

avec  $\bar{R}$  le taux de pluie moyenné sur le FOV, et  $N_{FOV}$  le nombre de pixels radar haute résolution dans le FOV satellite.

Miletta et Katsaros (1995) ont également recourt à des données haute résolution pour déterminer le type de nuage et la variabilité spatiale à l'intérieur des pixels MW. Ils choisissent la variance, dans le but d'estimer les valeurs du LWP les plus susceptibles de contenir des erreurs lorsqu'on étudie des nuages hétérogènes. Gorenburg et al. (2001) adoptent aussi la variance interne des pixels MW.

McCollum et Krajewski (1998) proposent le coefficient de variation ( $CV = \sigma_{RR} / \bar{RR}$ ) pour des distributions du taux de pluie. Ce paramètre est repris par Shin et Kummerow (2003) pour caractériser l'hétérogénéité dans les FOV des basses fréquences (19 et 37 GHz), à l'aide de 85 GHz, le canal de plus haute résolution.

Roberti et al. (1994), proposent un indice tenant compte du voisinage des pixels étudiés. Cet indice, basé sur le coefficient d'extinction, est défini par la suite dans la publication du chapitre 6.

### 5.2.3 A l'échelle des pixels micro-ondes

Toujours avec l'idée de tenir compte du voisinage des pixel étudiés, mais cette fois à une échelle plus grande, c'est à dire celle de la taille des pixels MW, Anagnostou et Kummerow (1997) proposent un schéma de classification des nuages convectifs et stratiformes en utilisant les températures de brillance micro-ondes. Ils relient de façon probabiliste une quantité appelée indice de variabilité VI, à la couverture fractionnaire de précipitation stratiforme. VI pour un pixel satellite, correspond à la différence moyenne entre la température de brillance à 85 GHz et les huit pixels voisins. A partir de cet indice, ils montrent que la fréquence de pluie stratiforme augmente lorsque VI diminue.

Nous verrons dans l'article qui suit qu'il est possible de définir un paramètre qui dépend seulement de la couverture sous-pixel MW et qui peut nous renseigner sur les zones susceptibles de contenir un BFE important.



## 5.2.4 Paramètres de texture

Bien que moins utilisée que l'analyse purement radiométrique, l'analyse texturale est souvent aussi performante pour interpréter les images de télédétection, en particulier pour analyser la structure spatiale des milieux observés.

En télédétection, l'information texturale combine l'information associée à la distribution des objets dans l'espace et l'information radiométrique associée aux comptes numériques<sup>18</sup> caractéristiques des objets. Elle est déterminée par la forme et la configuration d'un groupe de pixels de niveaux de gris différents. Elle n'est pas directement liée aux valeurs radiométriques des pixels mais aux relations spatiales qu'elles ont avec leurs voisins. La signature texturale correspond à l'agencement ou distribution spatiale d'un motif de base de l'image. Ce motif unitaire représente par exemple un arrangement répétitif d'éléments, constituant une répétition de motifs (Haralick et al., 1973), ou bien une périodicité dans l'image. La signature texturale est en principe indépendante de la taille et de la forme de l'image d'origine mais par contre dépend de la taille et de la forme de la fenêtre d'analyse. Ainsi, des opérateurs statistiques telles que la moyenne ou la variance, souvent utilisés pour quantifier la texture des images de la télédétection dépendent directement de l'interaction entre la taille des objets et la résolution du capteur.

La signature texturale dépend donc de l'échelle d'analyse. Il existe principalement deux types de méthodes d'analyses de la texture des images : les approches statistiques et les approches structurales. Les approches statistiques considèrent l'image comme un champ aléatoire; la texture est assimilée au résultat de la variabilité spatiale des comptes numériques des pixels. Cette variabilité spatiale peut être quantifiée par l'étude de la fréquence spatiale à partir, par exemple, des spectres de Fourier ou des matrices de co-occurrences. Ces techniques d'analyse expriment et traduisent les contrastes locaux, l'homogénéité et la dépendance entre les comptes numériques sur un voisinage donné. D'autres outils statistiques plus simples tels que les histogrammes, la variance, la moyenne, les moments statistiques, la fonction d'auto-corrélation et différents indices comme le contraste ou l'entropie décrivent également le comportement textural d'une image. De leur côté, les méthodes structurales s'appuient sur des critères morphologiques telle que l'analyse fractale. On s'intéressera ici seulement à la méthode statistique.

L'une des techniques utilisées pour étudier la texture d'une image est la matrice de co-occurrence (MC). La MC est une matrice bidimensionnelle de la probabilité jointe entre deux pixels, séparés par une certaine distance dans une direction donnée. La MC contient une quantité d'information<sup>19</sup> sur la distribution spatiale de l'image. Un jeu de paramètres de textures issus de la MC a été suggéré par Haralick (1973) et Haralick et al. (1973). Pour une description complète d'une scène nuageuse, il est nécessaire de calculer la MC pour les déplacements possibles dans toutes les directions (horizontale, verticale et diagonale). L'étude de la variation des différents coefficients déterminés à partir de la MC peut être utilisée pour déterminer et reconnaître différents types de textures, mais l'interprétation des paramètres est souvent encore limitée et délicate.

La méthode statistique du deuxième ordre des niveaux de gris est appelée matrice de co-occurrence du deuxième ordre. Cette MC exprime la probabilité d'apparition d'un couple de niveau de gris ( $i, j$ ) de l'image dans une fenêtre et dans une direction donnée. Les paramètres de texture du second ordre que nous utiliserons sont :

<sup>18</sup> Le compte numérique correspond à la valeur de luminance d'un pixel, exprimée par un nombre entier et souvent sur 256 valeurs

<sup>19</sup> Nous reviendrons sur cette notion d'information dans la quatrième partie

L'énergie (ou second moment angulaire) :

$$H = \sum_i \sum_j (p_{ij})^2$$

et l'entropie :

$$E = \sum_i \sum_j (p_{ij} \cdot \log_2(p_{ij}))$$

avec  $p(i, j, d, \theta)$  la probabilité d'apparition du couple de niveau de gris (i,j) dans une direction  $\theta$ , d étant la distance spatiale entre les pixels.

L'énergie mesure l'homogénéité de l'image. Elle a une valeur numérique faible quand les  $p(i, j)$  de la MC ont des valeurs très proches et une valeur élevée quand certaines valeurs sont grandes et d'autres petites, par exemple lorsque les  $p(i, j)$  sont concentrés autour de la diagonale.

L'entropie est une grande lorsque les valeurs de la MC sont presque toutes égales et elle est faible dans le cas contraire.

Nous verrons par la suite (quatrième partie), qu'en plus de donner des indications sur la nature des hétérogénéités présentes dans les pixels micro-ondes, l'analyse texturale est maintenant souvent utilisée à des fins de classification nuageuse. Dans ce cas, c'est souvent la combinaison de plusieurs paramètres de texture dérivés des données hautes résolutions IR/VIS qui permet de discriminer les différents types de nuages.



## CHAPITRE 6 BFE et Paramètres d'Hétérogénéité

*Nous étudions ici l'impact de la variabilité spatiale du contenu en eau des nuages sur le BFE. Dans ce chapitre, la modélisation est utilisée pour répondre à deux questions principales : Quels paramètres influencent le BFE, et comment varie ce biais dû à l'hétérogénéité ?*

### 6.1 Introduction

Pour simuler au mieux les températures de brillance pour le développement d'algorithmes de restitution par satellite, nous avons besoin de connaître les caractéristiques de la variabilité horizontale à une échelle inférieure à celle du pixel MW, c'est à dire l'échelle sous-pixel. Parmi les paramètres pouvant être utilisés pour caractériser l'hétérogénéité, seuls quelques uns d'entre eux seront utilisés dans l'article qui suit pour étudier le comportement du BFE en fonction de l'hétérogénéité présente dans les pixels MW.

Après avoir discuté des sources du BFE, et des paramètres pouvant caractériser l'hétérogénéité, nous étudions sa dépendance en fonction de divers paramètres dont le principal est la couverture nuageuse sous-pixel (CF). Nous avons choisi pour ce travail de nous focaliser sur un seul canal, 85 GHz, celui offrant la meilleure résolution. Ce choix est en partie motivé par une utilisation potentielle pour la restitution des précipitations à la fois au-dessus des océans et au-dessus des terres. De plus, cette approche permet une bonne adaptation aux structures précipitantes de petite échelle.

Ce chapitre sous forme d'une publication, nous montre les variations du BFE en fonction de différents paramètres liés à la couverture nuageuse sous-pixel, et à sa répartition à l'intérieur du FOV. On retrouvera donc des paramètres vus dans les paragraphes précédents. Le but est de déterminer la relation BFE-CF pour différents types de nuages. Pour cela nous appliquons la méthode exposée au chapitre 4, en calculant les températures de brillance correspondant au cas homogène, c'est à dire directement à l'échelle d'étude, puis les TB hétérogènes, c'est à dire simuler le transfert radiatif à une échelle plus fine, puis moyenner spatialement pour obtenir les TB "vues" par le capteur.

Dans la deuxième partie, on présentera les champs synthétiques à la base des calculs de températures de brillance, puis les codes de transfert radiatif MW (1D et 3D) utilisés. Les effets de la couverture fractionnaire (CF) sur les TB sont étudiés pour trois cas de nuages : non-précipitant, précipitant de type stratiforme et convectif.

Pour tenir compte de la distribution spatiale à l'intérieur des pixels MW, nous donnons aussi la dépendance du BFE en fonction d'autres paramètres qui tiennent compte du voisinage des pixels étudiés, dont deux paramètres incluant la texture locale. Enfin, nous présentons un autre paramètre permettant une éventuelle correction du BFE dans le cas des nuages non-précipitants. L'originalité de cette partie réside donc à la fois dans l'approche du BFE directement à partir des TB et dans l'utilisation de paramètres intégrant la texture.

## 6.2 *Publication*<sup>20</sup>

# Subpixel Fractional Cloud Cover and Inhomogeneity Effects on Microwave Beam-Filling Error

**Damien Lafont and Bernard Guillemet**

Laboratoire de Météorologie Physique, Université Blaise Pascal, CNRS, OPGC

Special Issue "**Clouds and Radiation**"

### **Abstract**

Using synthetic geometrical clouds and radiative microwave model, we examine the possibility to correct the estimations of liquid water path (LWP) or rain rate with cloud cover measurement. This information may be gotten by co-localized measurements of microwave and infrared/visible measurements on new satellites (TRMM, ADEOS 2, ...). In a first step, the effects of fractional cloud cover on microwave brightness temperatures (TB) are investigated in three typical cases of nonprecipitating and precipitating (stratiform and convective) clouds. The beam-filling error (BFE) on brightness temperatures may be analyzed with the known spatial variability using 1D or 3D radiative transfer model. Relationships between BFE and subpixel cloud fraction (CF) are discussed according to the cloud type. We tested several parameters that characterize the horizontal cloud inhomogeneity within a radiometer field of view. BFE was found very sensitive to cloud type and inhomogeneity and is maximum for raining cloud with open spatial structure. In order to account for the uncertainty introduced by the spatial distribution, dependence of BFE on textural-based parameters is also discussed using homogeneity, entropy and an indicator of CF horizontal gradient.

**Keywords:** Microwave; Cloud; Rain; Beam-filling error; Inhomogeneity

---

<sup>20</sup> Lafont et Guillemet (2004a), <http://authors.elsevier.com/sd/article/S0169809504000699>

## 1. Introduction

During the ten last years, radiative properties of inhomogeneous clouds were investigated to evaluate an eventual contribution of subcloud scale inhomogeneity on the radiative fluxes and its consequences for the inverse problem. In short waves (solar) range, a lot of work proposed possible corrections relative to the now classical methods using conservative and absorbing wavelengths (Nakajima and Nakajima, 1995). For example, the independent pixel approximation (IPA; Cahalan et al., 1994), the non-local independent pixel approximation (NIPA; Marschak et al., 1998), the equivalent homogeneous cloud approximation (EHCA; Szczap et al., 2000), are such methods. In these cases, the dimension of the usual pixel is  $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$  or less.

The usual dimension of pixels with space borne microwave radiometer is significantly greater than the pixels in short wavelengths. Depending on the frequency, the pixel sizes range about from  $15 \text{ km} \times 13 \text{ km}$  (85 GHz) to  $69 \text{ km} \times 43 \text{ km}$  (19 GHz) for SSM/I and  $7 \text{ km} \times 4.2 \text{ km}$  (85 GHz) to  $30 \text{ km} \times 18 \text{ km}$  (19 GHz) for TMI (Tropical Rainfall Measuring Mission – TRMM- Microwave Imager) (e.g. Kummerow et al., 1998)

The observed microwave radiances results from the vertically integrated effects of microwave interaction with the hydrometeors (absorption, emission and scattering). Other influences are mainly due to the properties of the surface (temperature, emissivity, nature - specular or lambertian-) and the vertical temperature profile.

The inverse problem with radiometric measurements is generally based on parameterisations derived from cloud models and radiative transfer modelling. Radiative transfer is computed with higher resolution than the radiometer pixel, then averaged at the corresponding scale of the order of 10 to 20 km or more depending on the radiometer and the channel). By doing that, it is necessary to take into account the variability of the cloud field. To study the effect of the variability, Harris and Foufoula-Georgiou (2001), use a cloud model with 375 m resolution, and spatially aggregate the cloud field at 3 km resolution to compute the brightness temperatures. Of course there is another non-linear effect to get the coarse resolution (10-20 km) between the rate rain and the brightness temperatures. There is also an effect at smaller scales because the cloud model filters the subgrid variability.

The assumption of an uniform radiometer field of view, coupled with the non-linear response of TBs to rainfall rate (RR) or liquid water path (LWP), lead to underestimates of the retrieved quantities. This effect has been called the beam-filling error (BFE) and it was generally studied in the cases of precipitating clouds (Chiu et al., 1989; Short and North, 1990; Kummerow, 1998), but rarely with non precipitating clouds (Diak et al., 1995; Greenwald et al., 1997; Bremen et al., 2002; Masunaga et al., 2002). The amount of underestimation depends on fractional cloud amount, that in turn depends on the assumed sensor field of view and thus on wavelength (Bauer, 1993). Due to the BFE, a factor 2 can exist in the mean rainfall rate for a given brightness temperature (Weinman and Davies, 1978; Short and North, 1990). Statistical methods have been applied in order to extract the different components of the BFE (Graves et al., 1993; Ha et al., 1995; Kummerow et al., 1998, Petrenko, 2001a,b; Bremen et al., 2002) but its influence is difficult to estimate since no quantitative values can be given for a pixel-by-pixel analysis. The radiometric brightness temperature alone, is not sufficient to retrieve the rain rate or LWP and a subpixel information is necessary. The effects of the coarse spatial resolution may be partially accounted for by using IR/VIS data to help in quantifying the degree of cloudiness within the FOV (Greenwald et al., 1997).

As made with different studies in short waves (e.g., Cahalan et al., 1994; Faure et al., 2001), the best mean is a 3D radiative transfer scheme to study the effect of the variability,

specially when scattering effects are important. As Harris and Foufoula-Georgiu (2001) propose after Haferman et al. (1994), a first-order measure of the beam-filling problem can be achieved using a plane-parallel or Independent Column Approximation radiative transfer scheme. To achieve the analysis of the effects of heterogeneity and fractional cover on brightness temperatures, the use of schematic cloud fields characterized by realistic local LWP and spatial cloud distribution including sub-pixel properties may be an interesting way.

While it may be possible to minimize the beam-filling problem with multifrequency schemes, here we focus on a single microwave channel. The 85-GHz brightness temperatures are relatively independent of those at low frequencies such as 10-, 19- or 37-GHz. Indeed, the 37-GHz temperatures are more reliable indicators of large amounts of cloud liquid water. Unfortunately that channel has poor spatial resolution (35 km and 15 km for SSM/I and TMI respectively) and it is less sensitive to small cloud liquid water amounts (Miletta and Katsaros, 1995). Therefore 85-GHz the channel may be more suitable for detecting thin stratocumulus clouds than the 37-GHz. Besides, the present approach of scale integration may be easier with the spatial resolution of 85 GHz channel as a first guest. In order to avoid the problem of the geometrical effects correction in 3D calculations, our study focuses only on *nadir* viewing.

The outline of this paper is as follows. Section 2 presents the conditions of schematic cloud field simulations and radiative transfer modeling. The relations between beam-filling effect and fractional cover are developed in section 3 where the sensitivity under different conditions will be also discussed: non-precipitating and precipitating clouds. In section 4, we also compare BFE behaviour for inhomogeneity and textural-based parameters and give a potential BFE correction parameters for nonprecipitating clouds. Finally, section 5 gives brief summary and remarks.

## 2. Cloud fields and microwave radiative transfer

### 2.1. Synthetic cloud fields

The choices of the method to build synthetic cloud fields are conditioned by the aim of controlling as completely as possible the characteristics of the cloud fields. These characteristics concern on one hand, the distribution of clouds in the field of view and the inhomogeneity, and, on the other hand, the characteristics of hydrometeors (size droplets or crystals distributions). Simulated cloud patterns are used in order to separate the fractional cloud cover and the inhomogeneity effects from the various other factors as ground temperature, altitude of the cloud top, etc. In each simulation, the cloud domain is composed of elementary clouds cells of  $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$  in horizontal extension and each cloud cell is assumed vertically uniform, so that the cloud liquid water content and precipitating water increase near linearly with cloud cover depending on details of cloud construction. The basic resolution of  $1 \text{ km}^2$  was chosen because it roughly corresponds to usual resolution of short wave radiometers. The cloud domain is  $128 \times 128$  pixels. As described hereinafter, the same fields will be averaged to a  $8 \times 8$  pixels field with an area of  $64 \text{ km}^2$  for each “macro-pixel” that corresponds roughly to the 85-GHz resolution of the TMI or AMSR radiometers. The cloud fraction is determined by the ratio of the number of cloudy pixels to the total pixel number. For a real application, the cloud cover can vary depending of the definition of the threshold between cloud free and cloudy pixels.

Three different types of cloud patterns were generated with known fractional cloud cover with characteristics similar to: non precipitating cloud, stratiform precipitating cloud

and an example of convective precipitating cloud. Of course, these characteristics concern dimensional spectra of hydrometeors and vertical extent of clouds

In cases of non-precipitating clouds, the droplet dimensions are described by a modified gamma distribution (e.g. Liu, 1995). In precipitating clouds, the raining droplets are characterized by a Marshall-Palmer distribution (1948).

Two methods are used to generate the 2D synthetic cloud fields. The former is a non linear gaussian process similar to the process described by Barker and Davies (1992). The latter is the classical bounded cascade (e.g. Cahalan et al., 1994) that is mainly used as a comparison in the case of non precipitating cloud. Figure 1 exhibits the visible appearance of examples of such cloud fields in both the cases with fractional cover of 0.5.

The non linear gaussian process is built from a 2D field corresponding to the Fourier coefficients with imposed spectral characteristics (power law isotropic spectrum). The cloud field is obtained after three computation steps. The first step is an inverse Fourier transform of the initial 2D-field where phases are randomised. A thresholding is applied depending on the fractional cover we want, then a non-linear transform is applied to get the final cloud field (liquid water path and/or rain rate). This non-linear transform consists of application of a power law with exponent typically equal to 0.3 to the signal after thresholding. Really, the reason of this construction is due to empirical observations of relation between vertical air velocity (signal with quasi-gaussian increments) and liquid water content in small cumulus (e. g. Pruppacher and Klett, 1980). However, more simply, the resulting fields have interesting properties about spectral and probability distribution function characteristics. A visual sample of such a field will be shown in Figure 1a.

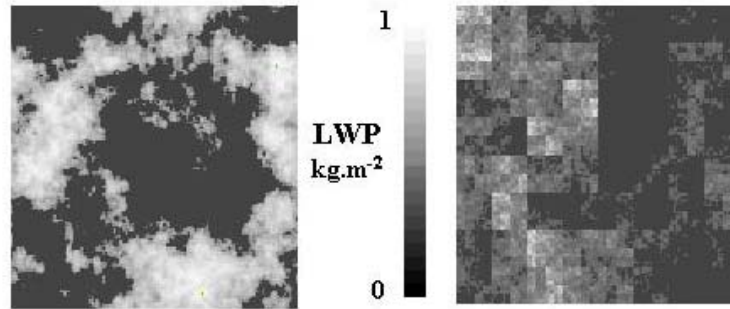


Fig. 1. Visible appearance of synthetic non-precipitating cloud fields. (a) generated with the gaussian model and (b) generated with the bounded cascade model. Fractional cover is CF=0.5.

The 2D bounded cascade process consists in weighting each quarter of a domain with a multiplicative factor  $Q_n$ . Both the operations, dividing each part of the domain and weighting, are repeated as long as the smaller area of elementary pixel is not achieved. The multiplicative factor varies with the number of cascades  $n$  like  $Q_n = 1 \pm \frac{1-2p}{2^{(n-1)H}}$  where the + and - signs occur with equal probability. The fractal parameters  $H$  and  $2p$  of the bounded cascade model were set equal to 0.25 and 0.50 to get a 1D spectral slope around 1.5 (Cahalan et al., 1994). Obviously Figure 1b exhibits the distinctive appearance of fields generated with dyadic cascade.

Both these methods are therefore able to produce cloud fields with satisfactory (near in-situ observed) amplitude distribution of LWP and spectral characteristics. This approach has other advantages. First, such simulated cloud patterns are used in order to isolate the cloud fraction and inhomogeneity effect from others factors as geometrical or instrumental errors.



Second, we have the possibility to generate cloud fields with known and possibly prescribed inhomogeneity and fractional cover.

## 1.2. Radiative transfer modelling

This study is concerned only with single-microwave channel at 85-GHz over the ocean and only for observation near the *nadir* to avoid the tilting effect without geometrical shift correction (Bauer et al. 1998).

### Independent Column Approximation Simulations

Several models are available to perform the atmospheric radiative transfer at microwave frequencies. The MicroWave MODeL (MWMOD) (see Fuhrhop et al, 1998) uses the successive order of scattering method, Rayleigh theory for absorption and scattering by non precipitating clouds and Lorenz-Mie theory for precipitation. Gaseous absorptions of oxygen and water vapour are taken into account. A version of MWMOD is used with open ocean as ground surface.

### 3D radiative transfer

For the frequency 85-GHz used in this work, 3-D effects may be important (Roberti et al., 1994; Liu et al., 1996). So, a backward Monte Carlo code is also used to calculate radiances emerging from the rain clouds. This code is the “Microwave Code” described by Roberti et al. (1994), without polarization.

### Beam-filling

The beam-filling effect (BFE) is defined as the difference between the observed brightness temperature and an ideal brightness temperature corresponding to the same LWP with uniform distribution of water in the same observed pixel:

$$BFE = TB_{inhom} - TB_{hom} \quad (1)$$

For each "pixel of observation", the observed brightness temperature  $TB_{inhom}$  is computed as a simple average of the brightness temperatures of the elementary pixels ( $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ ).  $TB_{hom}$  is obtained by radiative transfer computations performed on the low-resolution grid, ( $8 \text{ km} \times 8 \text{ km}$ ) using spatially averaged atmospheric properties.

## 3. Beam-filling error versus cloud fraction

The calculations of the previous section have been applied for the three cloud types described in section 2. The fractional cover is known for each macro-pixels as the ratio between the area of all cloudy elementary pixels and the area of the macro-pixel. Doing that we suppose this area may be determined by additional visible and infrared measurements. However even if the presence of clouds is clearly defined in the shortwave in terms of significantly larger reflectance and lower temperature than the ground, the delineation of

precipitation cover is limited by the presence of cirrus clouds, specially in the convective case. However, significant differences between the IR and the microwave brightness temperatures can enable us to identify these multilayered clouds, and in a practical application, the precipitation cover can then be obtained from another source like radar data.

### 3.1. Non-precipitating clouds

The so called non-precipitating cloud was a 1-km thickness cloud between 1.5 km and 2.5 km, with a gamma-modified hydrometeor size distribution. Cloud field generation is operated with quasi gaussian model with an initial spectral slope  $-1.5$ . For the example used hereinafter, the spatially integrated LWP is  $0.3 \text{ kg/m}^2$  for all the domain. The environment is characterized by a US standard atmospheric profile, the sea surface temperature is 288 K, and no wind is considered.

Figure 2a shows the beam-filling error versus the cloud fraction for the non precipitating clouds at 85 GHz obtained with 1D radiative transfer model for the horizontal polarization. The variation is roughly regular with a maximum value of 20 K about for a fractional cover of 0.5. For light to moderate CF (0.5), BFE is decreasing, and increases for moderate to high CF. Of course, this is the result of a balance between brightness temperatures of clouds and ground (Diak, 1995).

Figure 2b is the same representation than Figure 1a for the same cloudy scene but with the 3D radiative model. The characteristics of the curve and the values are very similar using the two models except the maximum value of BFE is larger for the 1D model than with the 3D model. Mc Collum et al. (1998) underlined this characteristic between the two type of radiative models and showed that use of the approximations derived from 1D radiative transfer calculations may actually lead to an overestimation of beam-filling bias.

Thus, for non-precipitating cloud, as marine stratocumulus, a larger beam-filling correction would be needed for equally mixed pixels composed of cloudy and clear areas. Simple arguments, based upon the balance between brightness temperatures of clouds and ground, lead to the assumption that the value of this BFE depends on ground temperature, cloud thickness and mean LWP. Figure 3, for example, shows the BFE-CF relationship for two different LWP averaged over the entire domain. In this case, a lower LWP, corresponding in fact to a thinner cloud, leads to lower BFE values due to the reduction of the emission part of the brightness temperature received by the radiometer.

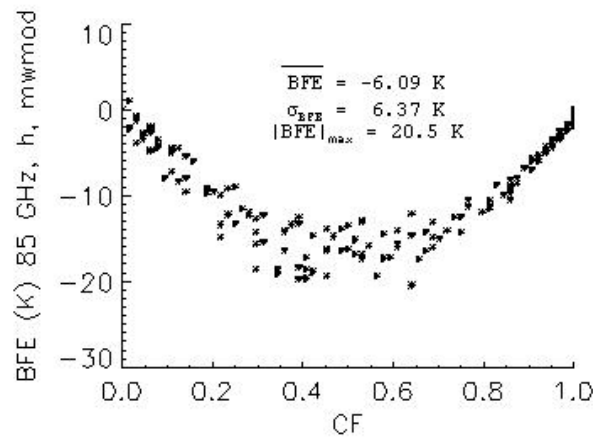


Fig. 2a. Beam-filling error (BFE) versus fractional cloud cover (CF) at 85-GHz for a synthetic non precipitating cloud with a 1D radiative transfer model.

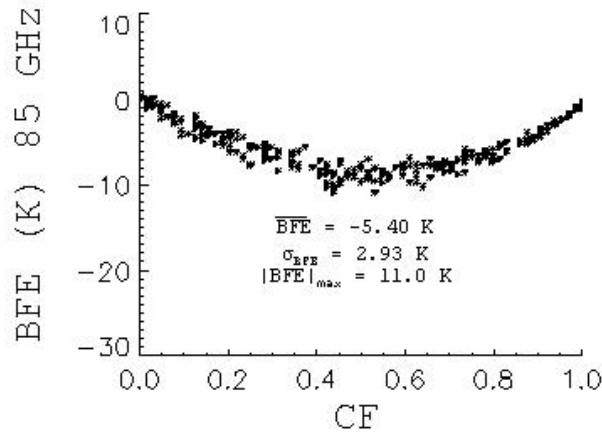


Fig. 2b. Beam-filling error (BFE) versus fractional cloud cover (CF) at 85-GHz for a synthetic non precipitating cloud with a 3D radiative transfer model.

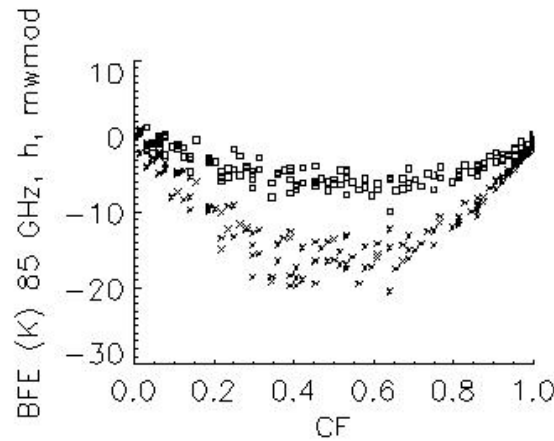


Fig. 3. Beam-filling error (BFE) versus fractional cloud cover (CF) at 85-GHz for a synthetic non precipitating cloud for mean LWP of  $0.3 \text{ kg.m}^{-2}$  (crosses) and  $0.15 \text{ kg.m}^{-2}$  (squares) over sur entire field.

### 3.2. Stratiform precipitating cloud

Thick stratiform (non convective) precipitating cloud lies between the soil and 5 km altitude in the same environment. Cloud droplets are represented with a Marshall-Palmer (1948) size distribution. Here the averaged rain rate is 8 mm/h and the rain rate standard deviation for the entire scene of  $128 \text{ km} \times 128 \text{ km}$  is 7.28 mm/h. The cloud field is generated by the non linear gaussian model with initial spectral slope near  $-1$ , that is generally observed. BFE dependence versus CF was quantified using the same technique and the results are on Figure 4a.

The balance effect between ground and cloud brightness temperatures is caused by low values of fractional cover. So the minimum of the curve (higher values of BFE) occurs for CF about 10% and can be greater than 30 K. A more precise investigation shows the highest values of BFE occur for mixed pixels.

Equivalent results using the independent column approximation are not presented because of the inevitable scattering linked to 3-D effects. In these cases, absorption mean free paths are of the order of few hundred meters, while the typical atmospheric variations occur at

scales of many kilometers. Thus, neglecting photon transport and interaction would lead additional errors, so a complete 1D-3D comparison is beyond this study.

In all the cases, with low CF, corresponding to low rain rates, we sometimes have a slight positive BFE. Bremen et al. (2002) identified this positive BFE for all the SSM/I frequencies, as the results of the noise of the Monte Carlo model (around 1 K) and the unrealistic large extinction coefficient generated by the Marshall-Palmer drop size distribution for low rain rate. The range of these noises is weak relative to other variations and does not significantly affect the results.

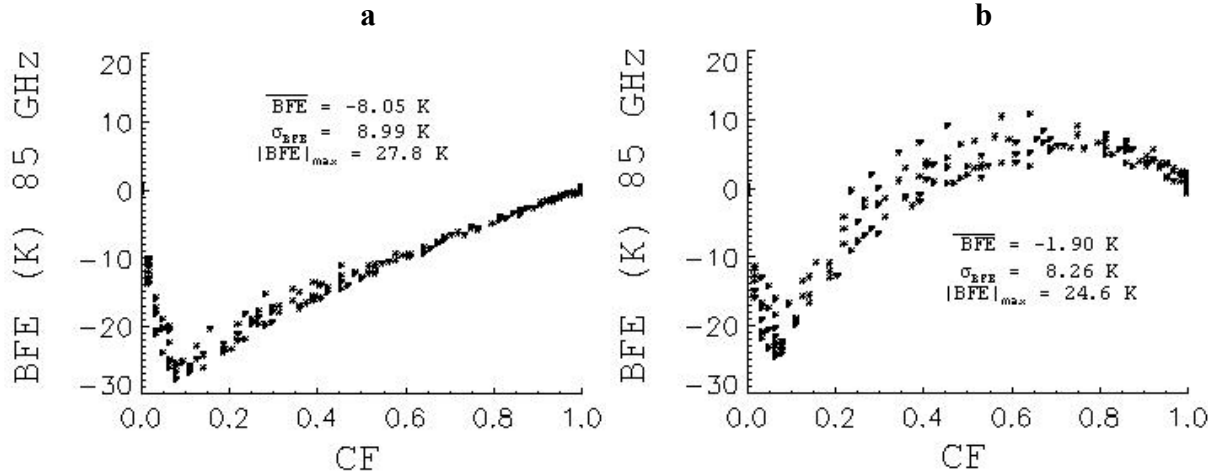


Fig. 4. Beam-filling error (BFE) versus fractional cloud cover (CF) at 85-GHz with a 3D radiative transfer model for synthetic clouds. (a): stratiform precipitating cloud type; (b), convective precipitating cloud type.

### 3.3. Convective precipitating cloud

Convective precipitating clouds consist of three layers with ice content, mixed ice-rain and rain between 11 km and 8 km, 8 km and 5 km, and 5 km and soil respectively. A Marshall-Palmer distribution was used for all the three layers. Here the use of non-polarized code is less an handicap, because in most cases (Heymsfield and Fulton, 1994) no polarization signal were found in the convective portions of the storms. This cloud signature emerge due to depolarization processes.

For low values of CF, the comportment of the curve is like previous one. The key point in Figure 4b is the change of BFE sign for CF values between 0.5 and 0.8. These positive values of BFE correspond to higher brightness temperature for the observed TB than for homogeneous TBs. Here BFE-CF relation indicates that brightness temperatures are significantly affected by ice. The presence of ice hydrometeors depressed the brightness temperature (Wu et al., 1984). For 85 GHz, the brightness temperature increases with increasing rainfall rate, then becomes saturated and decreases. At this frequency, scattering and emission contribute to the upwelling radiation and the effect of warm cloud-side emission, cloud side reflection at the surface, and scattering-emission by the cloud body itself can approach values of the cloud-free ocean (e.g. Bauer, 1998).

We have to emphasize that the results in Figure 4b are based on nadir calculations, thus no geometrical effect arises. Due to the presence of positive values of BFE, the average BFE over the entire domain is only of the order of 2 K. Thus, if we are interested in large grid boxes ( $\sim 100 \text{ km} \times 100 \text{ km}$ ), this BFE could be neglected as a first order approximation.

However at smaller scales, these positive values of BFE will lead to overestimate surface rain rate.

### 3.4. Conclusion of this section

When hydrometeors are large enough, typically when diameters are greater than 100  $\mu\text{m}$ , scattering processes become important. For the last two types of precipitating clouds, the maximum of the beam-filling error appears for different values of the fractional cover CF, depending on cloud type and cloud organization, typically at  $\text{CF} \sim 0.1$ . These results confirm that beam-filling errors are likely to affect convective and stratiform precipitation differently (Anagnostou and Kummerow, 1997; Bell et al. 2001) and show the necessary separation of cloud types for a potential correction. It should be noted that the same behaviour appears whatever the stochastic cloud model, non-linear gaussian or bounded cascade model, for the three cloud types. For example, in the case with precipitating stratiform cloud with the same mean CF and rain rate, the mean BFE with bounded cascade model is  $-6.0 \text{ K}$  ( $-8 \text{ K}$  with non linear gaussian model) for all the field, standard deviation is  $8.1 \text{ K}$  ( $9 \text{ K}$ ), and extreme values are  $-24.9$  and  $-27.8 \text{ K}$  respectively.

CF does not contain direct information about horizontal variability and it does not take into account information about the shape and position of the cloud within the FOV. The BFE correction requires the separation of cloud types and taking into account parameters describing the cloud organization that may affect the important dispersion of BFE. In the next section we examine the possibility to use typical parameters describing the cloud field inhomogeneity and texture.

## 4. Beam-filling error and inhomogeneity

There have been numerous studies of the spatial inhomogeneity of clouds, their shape and cloud field arrangement; however we do not know exactly what is the best tools we have to use for each application. With the aim of correcting the BFE with passive microwave measurements aboard satellite, the previous results with fractional cover suggest that the level of inhomogeneity, the distribution of cloud in the pixel and the effects of transition zones at the bound of clouds need to be considered.

### 4.1. Inhomogeneity and textural parameters

The simplest ways to account for the field inhomogeneity, consists to estimate a characteristic difference between the local values of the physical parameter and its mean value in the considered pixel. The choice of specific estimator depends on the resolution of the field we have to consider and on the applications.

Anagnostou and Kummerow (1997) used a variability index ( $VI$ ) applied to brightness temperatures at 85 GHz that accounts for the large gradients in the field at the microwave resolution:

$$VI = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Tb_i - Tb_0| \quad (2)$$

where  $Tb_0$  and  $Tb_i$  are respectively the values at central pixel and at  $n$  closest pixels.

Szczap et al. (2000) used an heterogeneity factor, defined by normalized standard deviation:

$$\rho = \frac{\sigma_{\tau}}{\bar{\tau}} = \frac{1}{\bar{\tau}} \frac{1}{n} \left[ \sum_{i=1}^n (\tau_i - \bar{\tau})^2 \right]^{1/2} \quad (3)$$

to take into account of optical thickness inhomogeneity in an equivalent plan parallel cloud. We note Kummerow and Giglio (1994) used a similar parameter to characterize rain rate precipitation inhomogeneity and McCollum and Krajewski (1998) defined a coefficient of variation -CV- also with rain rate but estimated inside the FOV.

Roberti et al. (1994) tested the sub-pixel photon mean free path variability using the mean difference between extinction coefficient  $k_e(i, j)$  and its average  $\langle k_e \rangle$  on a “small” domain of  $5 \times 5$  pixels, each pixel being  $1.5 \text{ km} \times 1.5 \text{ km}$  large:

$$\Gamma = \frac{1}{24} \sum_{i,j} |k_e(i, j) - \langle k_e \rangle| \quad (4)$$

this factor was allocated to the central pixel of this domain. Afterwards, the inhomogeneity for a macro pixel was estimated as the arithmetic average of the  $\Gamma$ ’s of inner small pixels.

## 4.2. Textural Parameters

Previous works (Wu et al., 1985; Welch et al., 1988a; Kuo et al. 1989) suggested that additional information on LWP or rainfall intensity can be obtained from texture. Texture was mainly incorporated in cloud classification schemes in order to add spatial information of horizontal cloud variability. In these studies, the texture information allows cloud classification homogenisation, when spectral signatures are similar. Textural information is determined by both shape and configuration of a pixel group where the pixels have different grey levels (Welch et al., 1988a). It is not linked with radiometric pixel values but with spatial relationships between pixels. This textural signature may depend on the cloud scale but it is generally independent of the image size; however it may depend on both size and shape of the analysis window. Inside the FOV, the problem is to characterize a given sub-pixel with parameters that measure the spatial organization of his neighbourhood. Two major types of scheme of textural analysis exist: statistical and structural approaches. One of the methods used to study the image texture is the cooccurrence matrix (CM). The CM is a two-dimensional matrix of jointed probability  $P(i, j, d, \theta)$  between two pixels separated by the distance  $d$ , in a given direction  $\theta$ , and characterised by the grey levels corresponding to the indexes  $i$ , and  $j$ . The CM has an important quantity of information on spatial distribution in image as used by Welch et al. (1988b) for example. Here, with cooccurrence method, the cloud texture is given by computing statistics of the high-resolution pixels, and then averaging at the microwave pixel size. Thus, we obtain a textural-based parameter characteristic for the FOV.

## 4.3. BFE and inhomogeneity parameters

To illustrate how the BFE increases with increasing variability of cloud field within the FOV, Figure 5a shows the variation of BFE with the "coefficient of variation" defined by the relative standard deviation of rain rate inside the FOV:

$$CV = \frac{\sigma_{RR}}{RR} \quad (5)$$

The type of cloud considered is the "precipitating stratiform" cloud studied in the previous section.

The high values of  $CV$  parameter (typically greater than 5) appear when fractional cover is less than 0.1 (squares). For  $CF$  greater than 0.1 (crosses on the Figure), the BFE decreases (absolute value increasing) quite linearly as far as  $-30$  K. Low "coefficient of variation"  $CV$  is related to high rate rain and/or low variation in the FOV. For the low values of  $CF$ , there is no relation between BFE and  $CV$  and an additional information about cloud structure is required.

We also define a parameter from the  $\Gamma$  inhomogeneity parameter by Roberti et al. (1994), but with rain rate, and in  $3 \times 3$  pixels window with pixel target at the central position:

$$\gamma = \frac{1}{8} \sum_{i,j} |RR(i,j) - \overline{RR}| \quad (6)$$

where the average  $\overline{RR}$  is calculated over the  $3 \times 3$  subpixel domain. This parameter is calculated for each high resolution pixel and is averaged at the coarse microwave resolution ( $8 \text{ km} \times 8 \text{ km}$ ) (as FOV). To be consistent with the previous coefficient of variation  $CV$ , the average is normalized by the mean rain rate of the FOV. The inhomogeneity parameter get in this way for each macro-pixel is noted  $\Gamma^*$  on the Figure 5b. In this Figure, of course, the BFE has the same type of variation with this inhomogeneity factor than with  $CV$ . However, due to the indirect smoothing effect of the  $\gamma$  computation, the mean parameter  $\Gamma^*$  is less sensitive at cloud fractional cover and the function describing BFE versus  $\Gamma^*$  decrease more slowly than the corresponding one with  $CV$ .

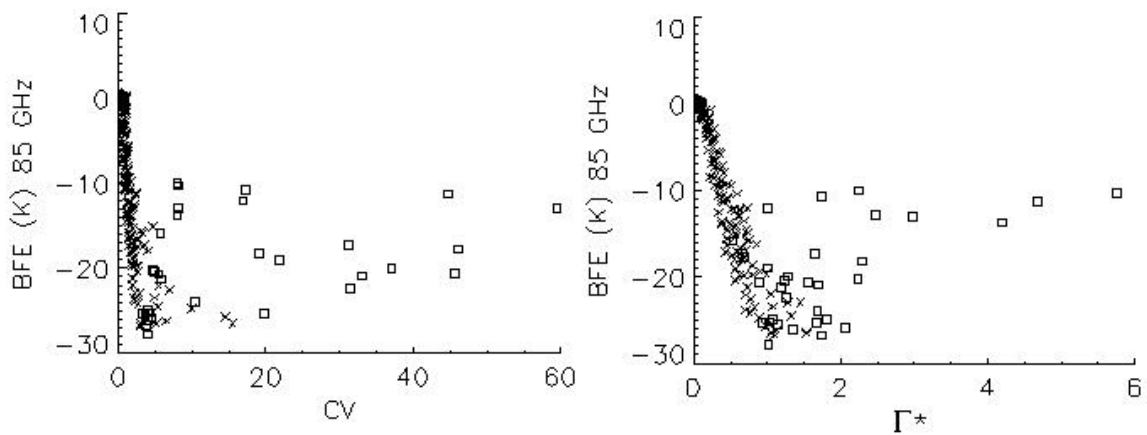


Fig. 5. Beam-filling error (BFE) function of the inhomogeneity for a precipitating non convective cloud. (a): Inhomogeneity parameter is the coefficient of variation  $CV$  (relative standard deviation of rain rate); (b): Inhomogeneity parameter  $\Gamma^*$  (relative mean difference of rain rate weighted by neighbourhood in a 1.5 km radius). Dimensions of micro-wave pixels are  $8 \text{ km} \times 8 \text{ km}$ ; pixels with fractional cover ( $CF$ ) less than 0.1 are indicated by squares.

#### 4.4. BFE and textural parameters

The CV and  $\Gamma^*$  parameters are characteristics of the degree of inhomogeneity inside the considered domain where they are computed; they do not take into account the role of cloud distribution or arrangement into this domain. Figures 6a-d show the results of the BFE versus two textural-based parameters: mean normalized entropy  $E^*$  and mean normalized homogeneity  $H^*$  respectively. The mean normalized entropy parameter is defined by:

$$E^* = \frac{\overline{E}}{CF} \quad (7)$$

where the entropy is

$$E = \sum_i \sum_j (p_{ij} \cdot \log_2(p_{ij})) \quad (8)$$

with  $p_{ij} = P(i, j)$ , the jointed probability  $P(i, j, d, \theta)$  integrated in the  $3 \times 3$  pixels neighbourhood. The overbar indicates an average on the FOV and the normalization factor  $CF$  in  $E^*$  is always the fractional cover inside the FOV.

The mean normalized homogeneity parameter is defined with the same method by:

$$H^* = \frac{\overline{H}}{CF} \quad (9)$$

where

$$H = \sum_i \sum_j (p_{ij})^2 \quad (10)$$

is the classical homogeneity (or energy, or second moment).

Figures 6 a) and b) represent the beam-filling error function of  $H^*$  for the cases of precipitating and non-precipitating clouds respectively. This relation varies quite steeply for the lowest values of  $H^*$  but appears to break down for values greater than respectively 0.05 and 0.02 for precipitating and non precipitating cloud. A small value of homogeneity  $H$  indicates usually that the values of  $P(i, j)$  are approximately equal, and that there are few dominant elements. A large homogeneity on the other hand, indicates some  $P(i, j)$  are much larger than others, here corresponding to significant broken clouds. The normalisation by  $CF$  implies a separation for pixels with low fractional cover. Together with characteristics of both precipitating and non precipitating clouds, a different mark is gotten beyond the extreme values of BFE.

Figures 6 c) and d) show another example of shape dependence with the variations of BFE versus the normalized entropy  $E^*$  for raining (6c) and non-raining (6d) clouds at 85-GHz. This entropy parameter is maximum when values of cooccurrence matrix are equal, and is small when they are very different. For the lower values, the function decreases (absolute value of BFE increases) near linearly for precipitating case despite the scattering, but it decreases steeply for non precipitating case. The normalisation by  $CF$  reproduces the same effect as homogeneity parameter.

With both homogeneity and entropy, the type of clouds (rain/no rain) are distinguished for high values of these parameters and can adequately be described by cloud texture too.



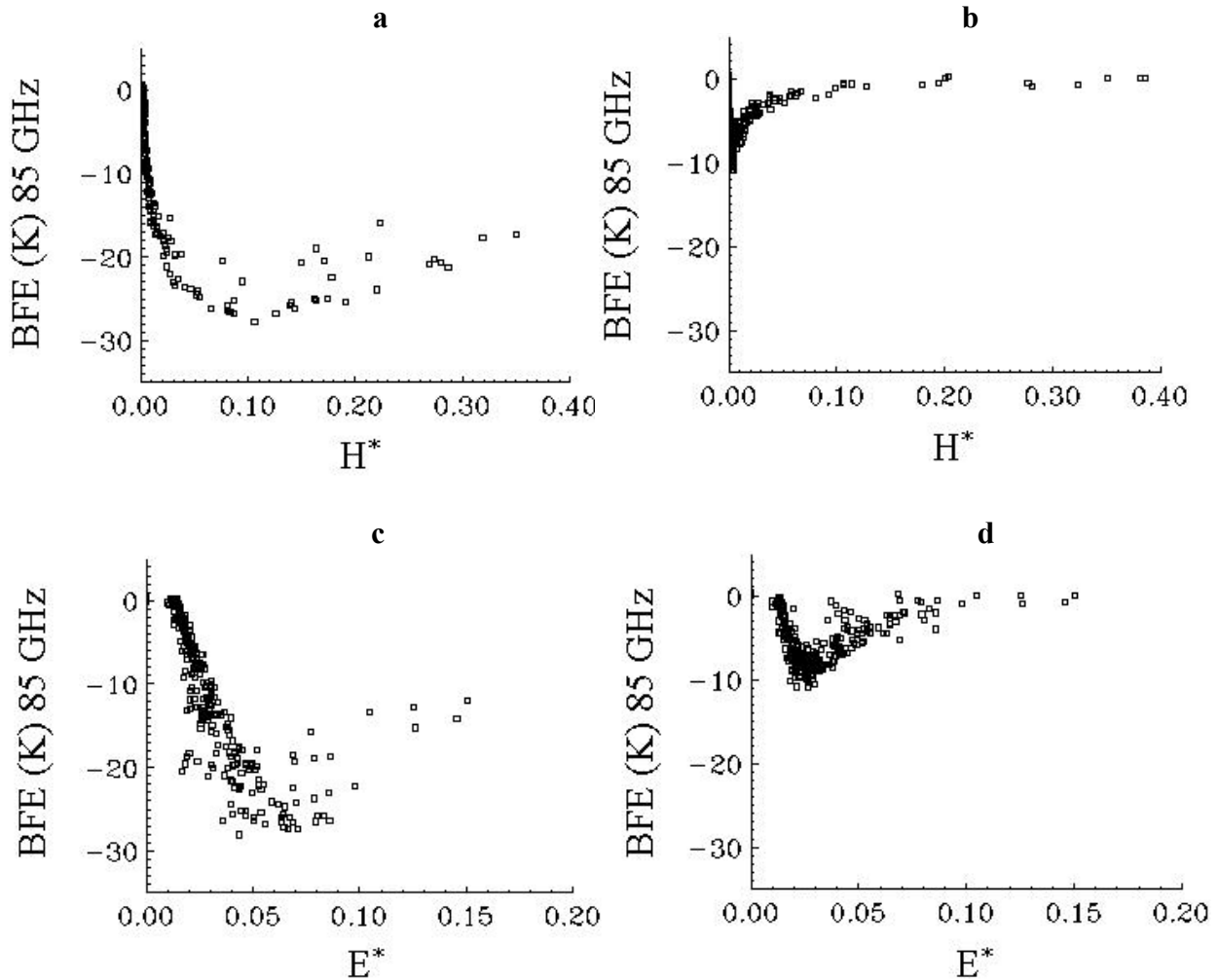


Fig. 6. Beam-filling error (BFE) and textural characteristics. Normalized homogeneity  $H^*$  for precipitating cloud (a), and nonprecipitating cloud (b). Normalized entropy  $E^*$  for precipitating cloud (c) and nonprecipitating cloud (d).

#### 4.5. Cloud Fraction Gradient (CFG)

There are two possible levels of BFE correction, depending on the BFE definition. The correction may be applied to LWP (or rain rate) or directly to brightness temperatures. Previous work (Greenwald et al., 1997) has shown that under limited conditions (37 GHz, non-precipitating marine stratocumulus), with the information about the cloud amount within the SSM/I FOV, it is possible to correct for the systematic component of the BFE. In this case, a first-order correction may be proposed by dividing the LWP by the cloud amount since, at this frequency, there is a nearly linear relationship between the SSM/I LWP and cloud amount.

At 85 GHz, the relation is not so linear. However the relation between BFE and cloud amount was determined to be symmetrical relatively to the intermediate value  $CF=0.5$  (Figure 2), and because of BFE is maximum with large gradient areas, we search a CF-dependent parameter taking its maximum when such areas are present. The aim is twofold. First, to find a simple BFE correction and second, to extract the maximum information from subpixel cloud fraction. Using relations with BFE, the correction will focus on TB with direct correction of "observed" TB.

Quantity of the form  $H_s = -\sum_i (p_i \cdot \log_2(p_i))$  plays a central role in information theory as measure of information. The form of  $H_s$  will be recognized as that of entropy as defined in certain formulations of statistical mechanics where  $p_i$  is the probability of a system being in state  $i$  of its phase space (Shannon, 1948). Here, using this form, we replaced the probability  $p_i$  with only the two cases  $CF$  and  $1-CF$ . Thus, for a given microwave pixel, we can calculate a combination of two terms that only depends on  $CF$ , the cloud fraction gradient:

$$CFG = -[CF \cdot \log_2(CF) + (1 - CF) \cdot \log_2(1 - CF)] \quad (11)$$

This parameter can feature a measure of the  $CF$  gradient within a microwave brightness temperatures field. Since the values of  $CF$  are within the range  $[0, 1]$ , the  $CFG$  value of microwave pixel is in the same range with extension for the limits  $CF=0$  and  $CF=1$  (Figure 7). The limit value  $CFG=0$  corresponds either of overcast ( $CF=1$ ) or clear ( $CF=0$ ), and its maximum value ( $CFG=1$ ) is reached when cloudy and clear sky are equally distributed ( $CF = 0.5$ ). Values greater than 0.7 correspond to clouds with significant open spatial structure.

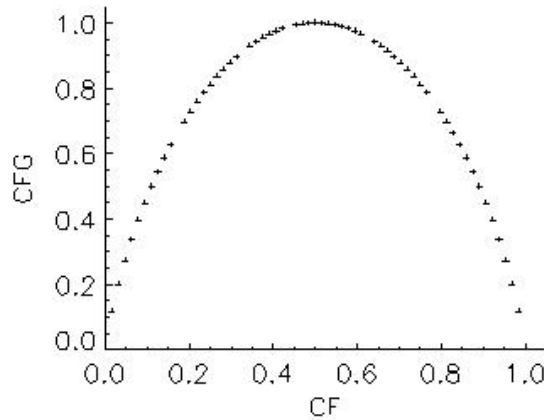


Fig. 7. Cloud Fraction Gradient ( $CFG$ ) versus cloud fraction ( $CF$ ).

Figure 8a shows an example of synthetic cloud field and Figure 8b the  $CFG$  calculations with a sharp gradient along the edges of the cloud. The greatest values of this parameter are collocated with the maximums of the horizontal gradients. For boundary region of the cloud in Figure 8b, the values were greater than 0.8. Therefore the  $CFG$  has the ability to capture large gradients in the cloud patterns.

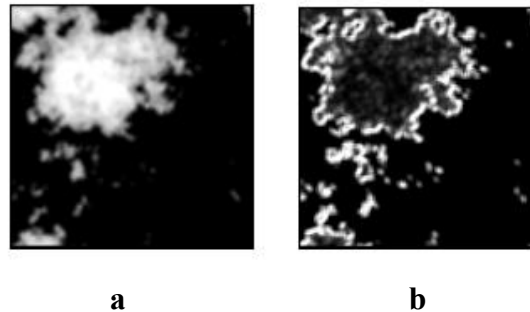


Fig. 8. Brightness temperature at 85-GHz (a) and Cloud Fraction Gradient (b) for a synthetic cloud.

In Figure 9, the relation between BFE and CFG for the non precipitating cloud of the Figure 1a is obviously monotonically decreasing. The systematic errors caused by the BFE for the nonprecipitating cloud could be accounted for by applying this simple correction factor.

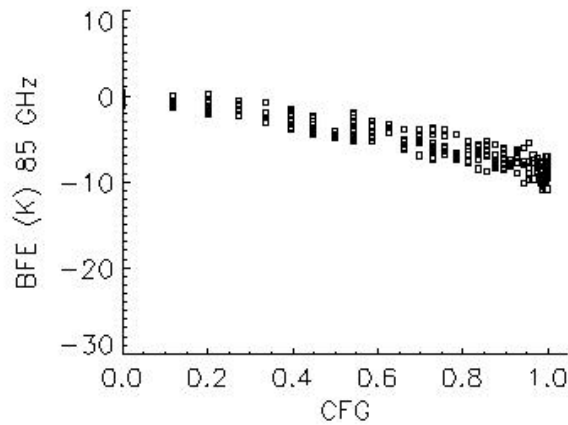


Fig. 9. Beam-filling error (BFE) versus  $CFG$  for a non precipitating type cloud field.

This suggests that a nearly constant correction factor may be applied over a wide range of LWP (in the present example LWP values are between 0 and 1 kg/m<sup>2</sup>) but in the range of non precipitating hydrometeors since monotone variation of  $CFG$  assumes a symmetrical relation between BFE and fractional cover (Figure 2). Due to the representation of cloud fraction change by the cloud fraction gradient, this inhomogeneity parameter also offers the possibility of deducing some information for delineation and cloud tracking.

## 5. Concluding remarks

We have seen that BFE mainly depends on cloud type, and on cloud shape too. In all cases, BFE increases in complicated ways with inhomogeneity and mean LWP or rain rate. With both cloud amount and cloud type, we have little hope to correct the consequences of BFE. From the BFE correction perspective, the convective-stratiform separation may play an important role due to the differences in the inhomogeneity of rainfall in the FOV. It confirms the results of Prabhakara et al. (1992) who found that for an accurate rain rate retrieval, it is necessary to introduce into the rain algorithm a parameterisation that can take into account the relative importance of convective versus stratiform rain. It could be done with IR information, which can identify multilayered clouds as those cloudy microwave pixels that have significant differences between the IR and the microwave cloud temperature. Another possibility is the scheme proposed by Anagnostou and Kummerow (1997) which uses 85-GHz horizontal variation to determine percentage of stratiform and convective precipitation within the FOV. More complicated methods using inhomogeneity parameters to characterize rain-type can be applied too (e.g. Adler and Negri, 1988).

An important result is that for non precipitating clouds, the BFE could be corrected by a simple factor only based on subpixel cloud cover and that may be available by co-located visible measurements. However, there are several limitations associated with this work. Indeed, the synthetic cloud schemes we used involve the LWP or rain rate is correlated with fractional cover at all scales. This property is not completely true, especially for heavy rainfall.

The previous conclusions are valid only for *nadir* at 85 GHz, thus a necessary perspective is the extension to *off-nadir* viewing angles. Indeed, differences for off-nadir can approach 50 K for clear sky regions in the neighbourhood of a rain cloud. The problem is to establish a simple method to correct for the horizontal displacement and stretching of brightness temperature distributions.

Finally, since all the cloud patterns considered in this study were simulated, further analysis should be directed towards extending the analysis to real data like TMI and VIRS. While the microwave measurements are mainly determined by the interior of clouds, the optical and IR imagers at high resolution add the information about horizontal cloud structure and top temperature. So, there are opportunities to improve estimates by combining the two types of data.

## Acknowledgments

The authors thank their colleagues for discussions and help, specially Dr. C. Duroure for the conceptual “non linear gaussian” model. This work was supported by the French National Institute for the Sciences of the Universe (INSU) in the PATOM (Programme Atmosphère et Océan à Multi-échelles) with grants n° 2000-12 and 2001-16.

## References

- Anagnostou, E.N., Kummerow C., 1997. Stratiform and convective classification of rainfall using SSM/I 85-GHz brightness temperature observations, *J. Atmos. Oceanic Tech.* 14, 570-575.
- Bauer, P., Schluessel, P., 1993. Rainfall, total water, ice water and water vapor over the sea from polarized microwave simulations and SSM/I data, *J. Geophys. Res.* 98, 20737-20759.
- Bauer, P., Schanz, L., Roberti, L., 1998. Correction of three-dimensional effects for passive microwave remote sensing of convection clouds, *J. Appl. Meteorol.* 37, 1619-1632.
- Barker, H. W., Davies, J. A., 1992. Solar radiative fluxes for stochastic, scale-invariant broken cloud fields, *J. Atmos. Sci.* 49, 1115-1126.
- Bell, T.L., Kundu, P., Kummerow, C.D., 2001. Sampling errors of SSM/I and TRMM rainfall averages : Comparaison with errors estimates from surface data and a simple model, *J. Appl. Meteorol.* 40, 938-954.
- Bremen, L. V., Ruprecht, E., Macke, A., 2002. Errors in liquid water path retrieval arising from cloud inhomogeneities : The beam-filling effect, *Meteor. Zeit.* 11, 13-19.
- Cahalan, R. F., Ridgway, W., Wiscombe, W. J., Gollmer, S., Harshvardhan, 1994. Independent pixel and Monte Carlo estimates of stratocumulus albedo, *J. Atmos. Sci.* 51, 3776-3790.
- Chiu, L.S., North, G. R., Short, D. A., 1989. Errors in satellite rainfall estimation due to non uniform field of view of spaceborne microwave sensors. *Microwave Remote Sensing of the Earth System*, Deepak, p. 95-109.
- Diak, G.R., 1995. Column cloud liquid water amounts for nonprecipitating clouds versus an “effective cloud fraction” derived from microwave data : A simulation study, *J. Atmos. Oceanic Technol.* 12, 960-969.

- Faure, T., Isaka, H., Guillemet, B., 2001. Neural network retrieval of cloud parameters of inhomogeneous and fractional clouds : feasibility study, *Rem. Sens. Env.* 77, 123-138.
- Fuhrhop, R., Grenfell, T. C., Heygster, G., Johnsen, K. P., Schlüssel, P., Schrader, M., Simmer, C., 1998. A combined radiative transfer model for sea ice, open ocean, and atmosphere, *Radio Science* 33, 303-316.
- Graves, C. E., Valdès, J. B., Shen S. S. P., North G. R., 1993. Evaluation of sampling errors of precipitation from spaceborne and ground sensors. *J. Appl. Meteorol.* 32, 374-385.
- Greenwald, T. J., Christopher, S. A., Chou, J., 1997. Cloud liquid water path comparisons from passive microwave and solar reflectance satellite measurements : Assessments of sub-field-of-view cloud effects in microwave retrievals, *J. Geophys. Res.* 102, 19585-19596.
- Ha, E., North G.R., 1995. Model Studies of the beam-filling error for rain-rate retrieval with microwave radiometers, *J. Atmos. Oceanic Technol.* 12, 268-281.
- Haferman, J. L., Krajewski, W. F., Smith, T. F., 1994. Three-dimensional aspects of radiative transfer in remote sensing of precipitation: Application to the 1986 COHMEX storm, *J. Appl. Meteorol.* 33, 1609-1622.
- Harris, D., Foufoula-Georgiou, E., 2001. Subgrid variability and stochastic downscaling of modeled clouds: Effects on radiative transfer computations for rainfall retrieval, *J. Geophys. Res.* 106, D10, 10,349-10,362.
- Heymsfield, G. M., Fulton R., 1994. Passive microwave and infrared structure of mesoscale convective systems, *Meteorol. Atmos. Phys.* 54, 123-139.
- Kummerow, C., Giglio, L., 1994. A passive microwave technique for estimating rainfall and vertical structure information from space, part I: algorithm description, *J. Atmos. Oceanic Technol.* 12, 33-45.
- Kummerow, C., 1998. Beamfilling errors in passive microwave rainfall retrievals, *J. Appl. Meteorol.* 37, 356-370.
- Kummerow C., Barnes, W., Kozu, T., Shiue, J., Simpson, J., 1998. The tropical rainfall measuring mission (TRMM) sensor package, *J. Atmos. Oceanic Technol.* 15, 809-817.
- Kuo, K. S., Welch, R. M., Sengupta, S. K., 1989. Structural and textural characteristics of cirrus clouds observed using high spatial resolution Landsat imagery, *J. Appl. Meteorol.* 27, 1242-1260.
- Liu, Q., Simmer C., Ruprecht E., 1996. Three-dimensional radiative effects of clouds in the microwave spectral range, *J. Geophys. Res.* 101, 4289-4298.
- Liu, Y., You, L., Yang, W., Liu, F., 1995. On the size distribution of cloud droplets, *Atm. Res.* 35, 201-216.
- Marshak, A., Davis, A., Wiscombe, W. J., Titov, G., 1995. The verisimilitude of the independent pixel approximation used in cloud remote sensing, *Remote Sens. Environ.* 52, 71-78.
- Marshak, A., Davis, A., Cahalan, R., Wiscombe, W. J., 1998. Non-local independent pixel approximation; Direct and inverse problems, *IEEE. Trans. Geosci. Rem. Sens.* 36, 192-205.
- Masunaga, H., Nakajima, T.Y., Nakajima, T., Kachi, M., Suzuki, K., 2002. Physical properties of maritime low clouds as retrieved by combined use of Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) Microwave Imager and Visible/Infrared Scanner 2. Algorithm, *J. Geophys. Res.* 107, DOI 10.1029/2001JD001229.

- Mc Collum, J.R., Krajewski, W.F., 1998. Investigations of errors sources of the Global Precipitation Climatology Project emission algorithm, *J. Geophys. Res.* 103, 28711-28719.
- Miletta, J., Katsaros, K. B., 1995. Using coincident multispectral satellite data to assess the accuracy of special sensor microwave imager liquid water path measurements, *J. Geophys. Res.* 100, 16333-16339.
- Petrenko, B.Z., 2001a. The beamfilling algorithm for retrieval of hydrometeor profile parameters from passive microwave measurements, *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.* 39, 117-124.
- Petrenko, B.Z., 2001b. Retrieval of parameter of horizontal hydrometeor distribution within the field of a satellite microwave radiometer, *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.* 39, 1871-1878.
- Pruppacher, H. R., Klett, J. D., 1980. *Microphysics of clouds and precipitation*, Ed. D. Reidel, pp. 424.
- Roberti, L., Hafferman, J., Kummerow, C., 1994. Microwave radiative transfer through horizontally inhomogeneous precipitating clouds, *J. Geophys. Res.* 99, D8, 16707-16718.
- Shannon, C. E., 1948. A mathematical theory of communication, *The Bell System Technical Journal* 27, 379-423.
- Short, D.A., North, G. R., 1990. The beam-filling error in the Nimbus-E Electronically Scanning Microwave Radiometer observations of Global Atlantic Topical Experiment Rainfall, *J. Geophys. Res.* 95, 2187-2193.
- Simpson, J., Kummerow, C., Tao, W.-K., Adler, R. F., 1996. On the tropical rainfall measuring mission (TRMM), *Meteorol. Atmos. Phys.* 60, 19-36.
- Szczap, F., Isaka, H., Saute, M., Guillemet, B., Ioltukhovski, A., 2000. Effective radiative properties of bounded cascade inhomogeneous clouds, Part I: non absorbing clouds, *J. Geophys. Res.* 105, 20-617, 20-634.
- Weinman, J. A., Davies, R., 1978. Thermal microwave radiances from horizontally finite clouds of hydrometeors, *J. Geophys. Res.* 83, 3099-3107.
- Welch, R.M., Sengupta, S. K., Chen, W., 1988a. Cloud field classification based upon high spatial resolution textural features 1. Gray level co-occurrence matrix approach, *J. Geophys. Res.* 93, 12663-12681.
- Welch, R. M., Kuo, K. S., Wielicki, B. A., Gupta, S. K., Parker, L., 1988b. Marine strato-cumulus cloud fields off the coast of Southern California observed using Landsat imagery, Part I: structural characteristics. *J. Appl. Meteorol.* 27, 341-362.
- Wu, R., Weinman, J. A., Chin R. T., 1985. Determination of rainfall rates from GOES satellite images by a pattern recognition technique, *J. Atmos. Oceanic Technol.* 2, 314-330.



## 6.1 Conclusion

L'étude de sensibilité à la variabilité spatiale du contenu en eau des nuages sur le calcul du BFE a montré une dépendance en fonction du type mais aussi de la forme des nuages contenus dans le champ de vision des radiomètres micro-ondes. Ceci rejoint les conclusions de Welch et Wielicki (1984) ou Barker et al. (1999) qui ont montré pour l'IR/VIS que le calcul ne doit pas reposer uniquement sur les valeurs des propriétés microphysiques, mais également sur la disposition de ces valeurs. En étudiant la sensibilité de la géométrie des nuages sur les flux solaires moyens, ils montrent en effet que différentes structures nuageuses ayant les mêmes couvertures fractionnaires et contenus en eau peuvent produire des flux radiatifs très différents. Une information sur la structure spatiale est donc primordiale.

Suivant les résultats précédents, plusieurs développements sont envisageables. Premièrement, la correction du BFE requiert une connaissance a priori sur la distribution réelle des précipitations à l'intérieur du FOV, ou au moins une représentation statistique de cette hétérogénéité. L'utilisation des champs synthétiques a permis la mise en évidence la dépendance du BFE en fonction du type de nuage, mais pour une étude plus précise de la variabilité sous-pixel, l'utilisation des données réelles ou tout au moins de sorties de modèles méso-échelle est sans aucun doute nécessaire. Pour cela on pourra utiliser les données du satellite TRMM qui offre plusieurs types de capteurs sur la même plate-forme (cf. chapitre 8).

Une autre extension de ce travail, limité pour le moment à des températures de brillance au nadir, est naturellement l'étude du comportement du BFE en fonction de la CF et des autres paramètres pour des visées obliques couramment utilisées<sup>21</sup>.

Pour corriger le BFE, il s'avère que dans le cas de nuages à couverture fractionnaire, c'est la connaissance de CF qui permettra une correction. Cette connaissance passe donc inévitablement par un couplage des MW avec des longueurs d'onde plus petites présentant une meilleure résolution spatiale, et permettant d'accéder à l'information sous-pixel. La prochaine partie (III) est dédiée à ce couplage.

Enfin, il ressort également de notre étude que la détermination du type de nuage constitue la première étape d'une éventuelle correction des effets de l'hétérogénéité sous-pixel sur les températures de brillance MW, et par extension du LWP ou du taux de pluie. Cet aspect sera abordé dans la partie IV.

---

<sup>21</sup> Voir l'étude récente de Kummerow et al. (2004) sur la magnitude de cette correction du BFE lorsqu'on tient compte des incidences obliques des radiomètres courants.





### III. Couplage Spatial Micro-Ondes / Couverture Sous-pixel pour la Restitution des Précipitations

*Nous avons vu dans la deuxième partie l'intérêt de l'étude du BFE en radiométrie micro-onde passive, et sa sensibilité à la couverture nuageuse sous-pixel (CF), potentiellement accessible grâce aux capteurs IR/VIS. Evoluant longtemps parallèlement, les radiométries MW et IR/VIS tendent de plus en plus à se compléter, notamment pour l'étude des précipitations. C'est l'évolution vers ce couplage qui est traitée dans cette partie. En particulier, le but du chapitre 9 est de comprendre comment corriger la part du BFE due au remplissage partiel des FOV micro-ondes. Nous présentons une méthode basée sur les réseaux de neurones, et mettant en jeu une seule fréquence (85 GHz) plus la couverture nuageuse sous-pixel, dans le but de montrer le potentiel d'un simple couplage spatial pour la restitution des précipitations. Nous montrerons alors qu'à partir de l'information spatiale disponible dans les canaux haute résolution, une détermination plus précise des paramètres nuageux est possible. Cette étude fait l'objet d'un article accepté pour publication dans IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, intitulé "**Correction of beam-filling error with sub-pixel cloud fraction using a neural network**".*



## CHAPITRE 7 Couplages

*While the microwave measurements are mainly determined by the interior of clouds, the optical imagers add valuable information about the horizontal cloud structure and top temperatures*

*Browning, 1990*

*De quelle(s) manière(s) peut-on envisager la combinaison entre les différentes longueurs d'ondes disponibles sur les radiomètres spatiaux ? Quelles longueurs d'ondes utiliser ? Dans ce chapitre, une revue des études sur le couplage permet de répondre à ces questions et de faire le point sur les différents objectifs du couplage et les problèmes posés. On insistera ici sur le couplage spatial, qui consiste le plus souvent à obtenir une information sur le pourcentage de couverture nuageuse (et/ou de pluie) d'un pixel MW donné, grâce à des données de plus haute résolution (IR/VIS ou radar).*

### 7.1 Trouver l'information manquante : le couplage

Les radiomètres satellites utilisés actuellement sont soit des radiomètres infrarouge/visible, soit des radiomètres micro-ondes, dont les données offrent des possibilités complémentaires à la fois par leurs propriétés physiques et leurs résolutions spatiales. Les températures IR donnent une première idée sur les structures nuageuses et les TB micro-ondes permettent de leur côté de déterminer les contenus intégrés en eau et en glace à l'intérieur de ces structures. Le couplage des différentes longueurs d'ondes peut donc permettre d'obtenir une information sur la corrélation à moyenne échelle entre le champ de pluie et le champ nuageux, et surtout une information sur la nébulosité sous maille. Quel que soit la technique utilisée, le but du couplage de différentes longueurs d'ondes est toujours d'obtenir des estimations plus précises des différents paramètres nuageux.

Dès le lancement des satellites météorologiques Nimbus 2 et 3 portant les premiers radiomètres, des techniques multispectrales ont été développées pour faire correspondre les données de différents capteurs satellites observant les mêmes champs nuageux (Shenk et al., 1976). Par la suite, et avant même le lancement du SSM/I, Yeh et Liou (1983) conduisent l'une des premières études sur la combinaison de canaux MW et IR pour la télédétection des paramètres nuageux (hauteur du nuage, émissivité de surface, contenu en eau liquide), appliquée aux données des radiomètres HIRS et SCAMS sur le satellite Nimbus-6. Un peu plus tard, Wilheit (1986) ravive l'idée de couplage en suggérant qu'un système idéal de mesure des précipitations depuis l'espace se doit de faire jouer les complémentarités des mesures par micro-ondes passives, par radar et par IR/VIS. Cependant, cette idée a mis du temps pour s'imposer, notamment à cause des contraintes techniques d'échantillonnage et de co-localisation<sup>22</sup> des données multispectrales.

En effet, les capteurs IR et VIS, s'ils sont installés sur des satellites géostationnaires, fournissent des données toutes les demi-heures sur la couverture nuageuse ainsi que sur la température du sommet des nuages, avec une résolution de quelques kilomètres. De leur côté, les capteurs micro-ondes, installés sur des satellites héliosynchrones, mesurent le rayonnement issu de l'ensemble des constituants atmosphériques mais seulement deux fois par jour et pour une résolution moyenne (entre 10 et 100 km).

Pour éviter ces problèmes liés à l'échantillonnage, Kummerow et Giglio (1995) proposent une méthode combinant les observations MW et IR géostationnaires<sup>23</sup>. Le couplage s'effectue en sélectionnant un seuil de température de brillance pour obtenir la surface

<sup>22</sup> On parle aussi de géoréférencement.

<sup>23</sup> Voir aussi l'algorithme MIRA (Microwave IR Rainfall Algorithm) de Todd et al. (2001) qui combine les données micro-ondes du SSM/I et les données IR géostationnaires de GOES (<http://www.geog.ucl.uk/~mtodd/research1a.htm>).

précipitante observée sur les images micro-ondes, puis en assignant aux pixels infrarouges, plus froid que le seuil déterminé, un taux de pluie conditionnel déterminé à partir des micro-ondes. Cette combinaison a été choisie dans le cadre d'applications climatiques comme le GPCP (Huffman et al., 1997) pour la restitution des précipitations mensuelles entre 1987 et 1995 pour des grilles de  $2.5^\circ$  par  $2.5^\circ$ .

## 7.2 Couplage physique

Bien que les données MW et IR/VIS contiennent des informations complémentaires sur les nuages, peu d'études ont porté sur leur combinaison pour former une approche unifiée de la restitution des paramètres nuageux. C'est principalement la résolution des radiomètres MW qui a ralenti une approche synergique. En effet, pendant longtemps, les premières tentatives de rapprochement se sont souvent limitées à une comparaison entre les restitutions par MW et par IR/VIS. Puis le couplage des micro-ondes avec d'autres longueurs d'ondes, en particulier les données IR géostationnaires, s'est étendu à un couplage temporel : l'IR apportant la fréquence d'échantillonnage en continu, et les micro-ondes l'information directe sur les précipitations (Lin et al., 1998b).

C'est Jones et al (1995) qui proposent le premier véritable couplage physique entre MW et IR. Leur travail sur le calcul des émissivités de surface utilise les données SSM/I et géostationnaires GOES-VISSR (Visible Infrared Spin Scan Radiometer). En faisant correspondre de façon spatiale les deux types de données (co-localisation), ils calculent l'émissivité effective de la surface ( $\varepsilon = TB_{MW} / \overline{TB_{IR}}$ ). Toujours pour calculer l'émissivité du sol, Jones et Von der Haar (1997), utilisent les données coïncidentes MW et IR à partir d'une méthode qui met en jeu le calcul de la température de surface et la discrimination des nuages et des zones de ciel clair. Toujours par un couplage passant par le calcul de l'émissivité de surface, Greenwald et al. (1997) développent également une méthode combinant les mesures MW et IR pour estimer le LWP au-dessus du sol pour des nuages non-précipitants à partir du canal à 85 GHz. Cette technique requiert l'estimation des émissivités micro-ondes de surface dérivées dans des régions de ciel clair à partir des mesures SSM/I et des mesures IR du VISSR GOES-7). Pour calculer le LWP, ils utilisent la différence de polarisation normalisée (NPD).

Au delà des calculs d'émissivité, on peut aussi envisager une complémentarité de l'information de nature physique pour déterminer le contenu en eau intégré (LWP), que l'on peut obtenir à la fois à partir des TB MW mais aussi à partir de l'épaisseur optique et du rayon effectif, deux paramètres obtenus par les luminances IR/VIS (Nakajima et Nakajima, 1995). Ce couplage physique a été envisagé seulement récemment, d'abord par Taylor et English (1995) qui ont combiné micro-onde et proche-infrarouge, pour obtenir l'épaisseur optique et le rayon effectif, puis par Mileta et Katsaros (1995), Greenwald et Vonder Haar (2001) ou Masunaga et al. (2002a) pour retrouver le LWP (figure 14).

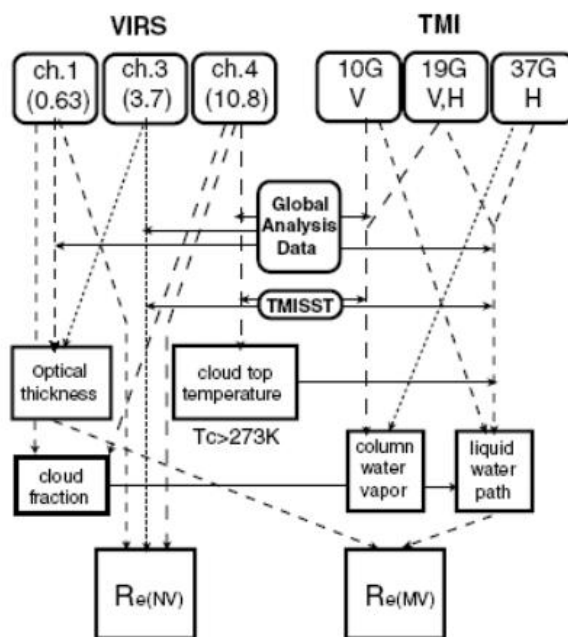


FIG. 14 - Couplage micro-onde-IR/VIS pour la restitution du rayon effectif (Masunaga et al., 2002a).

Les données VIS peuvent elles aussi être utilisées pour retrouver les paramètres radiatifs des nuages. En effet, après les comparaisons entre les restitutions par VIS et MW (Lin et Rossow, 1994), Boers et al. (1997) calculent l'épaisseur optique à partir des luminances VIS et des températures de brillance MW. Mais c'est le travail de Lin et al. (1998a, b) qui illustre le mieux les capacités d'un tel couplage. Ils combinent les méthodes micro-onde et visible en une seule technique appelée MVI (Microwave Visible Infrared). Ils ont pour objectifs l'estimation de la fréquence des nuages multicouches et du rayon effectif des gouttelettes d'eau pour les nuages non-précipitants. Ils appliquent leur méthode aux données Meteosat et SSM/I.

Toujours dans le but d'un couplage physique, Liu et al. (2001) ont développé un algorithme de restitution du LWP avec des données co-localisées avions et satellites (TRMM) MW et VIS. Dans cette méthode, le LWP est d'abord déterminé à partir des MW, puis une table est construite à l'aide d'un modèle radiatif pour trouver le rayon effectif à partir du LWP et de la réflectivité.

Bauer et al. (1998) étudient aussi la possibilité d'une combinaison des algorithmes utilisant les radiomètres TMI et VIRS et rappellent le potentiel d'une combinaison des données IR/VIS et MW notamment pour la classification des régimes de pluie.

Dans un avenir proche, l'utilisation de capteurs micro-ondes géostationnaires ouvre de nouvelles perspectives. Par exemple, Marzano et al. (2003) ont étudié comment une synergie entre les mesures radiométriques micro-ondes Low-Earth-Orbit (LEO) et infrarouge Geostationary Earth Orbit (GEO) peut être exploitée pour la détection et l'estimation des précipitations par satellite. La restitution des précipitations sera conduite à une échelle de temps et d'espace typique des observations géostationnaires, c'est à dire une résolution de quelques kilomètres et une période de répétition de quelques dizaines de minutes. L'idée de base consiste à utiliser les estimations des précipitations par MW, supposées assez précises, pour calibrer les mesures IR sur des régions limitées.

### 7.3 Le couplage physique Micro-onde/IR à la base d'une classification nuageuse

Comme nous l'avons vu précédemment, les MW ont des réponses spécifiques aux différents types de nuages et de précipitations. Afin d'optimiser les restitutions des précipitations, Liu et al. (1995) se sont intéressés à un couplage physique servant de base à une classification nuageuse<sup>24</sup>. C'est la température du nuage qui est incorporée dans l'algorithme, en utilisant des données IR, pour déterminer le LWP associé aux nuages en utilisant les mesures SSM/I. Pour tenir compte des effets des précipitations sur le LWP retrouvé, ils utilisent un seuil grâce à l'indice PCT lié à l'intensité du signal MW : la polarisation corrigée de la température (Spencer et al., 1989).

### 7.4 Couplage des micro-ondes passives et actives (radar)

En plus de l'apport potentiel de la haute résolution spatiale, un certain nombre de travaux couplent MW et radar (couplage actif/passif). L'utilisation des mesures micro-ondes passives pour l'estimation du taux de pluie est rendue difficile par la nature complexe de la microphysique du nuage. La connaissance de cette structure microphysique, particulièrement les types d'hydrométéores, leurs tailles, leurs formes, et leur **distribution verticale**, est importante car les effets de la diffusion et de l'émission sont dépendants de la distribution verticale. Coupler les micro-ondes passives et actives est alors un moyen d'accéder aux paramètres liés à la structure.

Les premiers pas vers un couplage actif/passif ont été effectués par avion, un moyen pratique d'embarquer les deux types d'instruments. Fulton et al. (1991) étudient la structure et l'évolution de deux orages en utilisant des données radar; et donnent la microphysique déduite des luminances MW observées par avion, en reliant l'évolution des mesures radar aux TB micro-ondes. Turk et al. (1998) co-localisent des données de petite échelle (1-3 km) par avion issues d'un radar dédié aux précipitations, lui aussi embarqué par avion, collectées durant la campagne TOGA-COARE. En dégradant la résolution des données avions, ils examinent l'effet de la résolution sur un algorithme combiné radar-radiomètre et montrent la possibilité de retrouver la structure des nuages précipitants.

Les radars, longtemps utilisés pour calibrer et valider les données satellites MW, retrouvent maintenant leur but d'origine, c'est à dire comme le moyen le plus efficace pour obtenir une information locale sur la structure des nuages, aidant à corriger le BFE, et donc améliorer les inversions par MW passives (Nativi et al., 1997). C'est véritablement la mission TRMM, avec son radar (PR) et son radiomètre MW (TMI) sur la même plate-forme qui a réuni les domaines actifs et passifs et qui a donné de nouvelles perspectives (Tesmer et Wilheit, 1997), en particulier pour estimer les paramètres liés aux nuages précipitants (Marzano et al., 1999; Viltard et al., 2000).

Les recherches dans ce domaine s'orientent maintenant de façon active vers la restitution des profils de précipitation (Olson et al., 1996; Grecu et Anagnostou, 2002; Grecu et al., 2004).

<sup>24</sup> On peut noter ici le lien étroit entre les restitutions par micro-ondes passives, et la classification nuageuse. Une classification nuageuse à l'échelle régionale est proposée dans la quatrième partie de ce manuscrit.

## 7.5 Notre approche : le couplage spatial

Si le couplage physique a connu de nombreux développements, le couplage spatial - entendu ici comme l'apport d'une information sous-pixel de nature spatiale (couverture, distribution ...etc.) - est resté encore peu employé. Pourtant, des chapitres précédents, nous retiendrons que l'estimation des paramètres nuageux ne saurait se contenter des seules mesures des luminances au sommet de l'atmosphère. Pour atteindre une bonne complémentarité des données et des modèles utilisés nous nous tournerons vers le couplage spatial dont l'intérêt premier réside dans une description plus complète de la couverture nuageuse.

En effet, outre l'information physique comme le contenu en eau intégré (LWP), on peut aussi envisager une complémentarité d'une information spatiale sur la couverture à l'intérieur des pixels MW. Cette possibilité de coupler des champs MW et IR est exposée par Bauer et Schlüssel (1993) pour étudier le rayonnement émis à partir de divers systèmes nuageux et précipitants aux fréquences du SSM/I. Ils intègrent la couverture des nuages et des précipitations pour tenir compte de la faible résolution spatiale des radiomètres micro-ondes, qui diminue la corrélation entre les températures de brillance et les paramètres géophysiques.

Le but de l'étude présentée dans le chapitre 9 sera de définir une méthode capable de compléter l'information contenue dans les mesures MW. La méthode proposée tentera donc d'optimiser l'utilisation conjointe des données satellites MW, radar et/ou IR. Nous utiliserons pour cela les réseaux de neurones<sup>25</sup> qui offrent une nouvelle possibilité pour le couplage des données satellites. C'est ce que montrent par exemple Kuligowski et Barros (2001) à partir des températures de brillance MW et IR pour obtenir des profils verticaux de température; ou Prigent et al. (2003) qui retrouvent les variables atmosphériques et de surface au-dessus des terres couvertes par la neige à partir d'observations combinées MW et IR.

---

<sup>25</sup> voir chapitre suivant





## CHAPITRE 8 Réseaux de Neurones

*A relatively novel approach of solving geophysical problems that may have promise for precipitation retrieval, is by using neural networks.*

*Tsindikis et al., 1997*

*Dans ce chapitre nous décrivons brièvement le principe et la constitution des réseaux de neurones, une approche de plus en plus utilisée pour la construction de relations non linéaires entre plusieurs grandeurs. La classification automatique peut utiliser également les réseaux de neurones.*

### 8.1 Des neurones aux neurones formels

L'histoire des neurones formels remonte à la cybernétique, dans les années quarante, lorsque des biologistes, des physiciens, des mathématiciens et des ingénieurs se sont réunis pour tenter de simuler, à l'aide de composants électroniques, des phénomènes biologiques, physiques, ou même sociaux. En termes techniques, les neurones formels sont des automates qui caractérisent, par une définition mathématique, ce que l'on imaginait être, à l'époque de la cybernétique, la fonction des neurones dans notre cerveau, à savoir la mémorisation d'une information binaire élémentaire. Evidemment, nos connaissances ont beaucoup évolué depuis l'article fondateur de Warren McCulloch et Walter Pitts (1943), et l'écart n'a cessé de se creuser entre les neurones formels et ce que l'on sait actuellement des neurones cérébraux.

### 8.2 Le perceptron multicouche

Le perceptron multicouche est un des types de réseaux de neurones les plus utilisés et permet de réaliser des associations non linéaires entre deux vecteurs.

Un neurone possède  $N$  entrées et une sortie (figure 15). A chaque entrée est associé un poids  $W_i$ . La première opération effectuée est une somme pondérée par un vecteur poids  $W$  des données d'entrée, auxquelles on ajoute un biais  $b$ . Si  $X$  représente les  $N$  composantes du vecteur d'entrée, on obtient :

$$a = \sum_{i=1}^N W_i X_i + b_i$$

A cette somme est ensuite appliquée une fonction d'activation  $f$ . Différentes fonctions peuvent être utilisées (fonction linéaire, seuil, ...etc.) suivant la complexité du réseau que l'on utilise.

La sortie  $Y$  du neurone s'écrit alors :

$$Y = f\left(\sum_{i=1}^N W_i X_i + b_i\right)$$

Le perceptron multicouche est composé d'un assemblage de neurones répartis sur plusieurs couches. La première couche correspond au vecteur composé des valeurs que l'on cherche à obtenir. Entre les deux, il existe un certain nombre de couches cachées. La complexité du réseau dépend du nombre de couches cachées et du nombre de neurones associé à chaque couche.

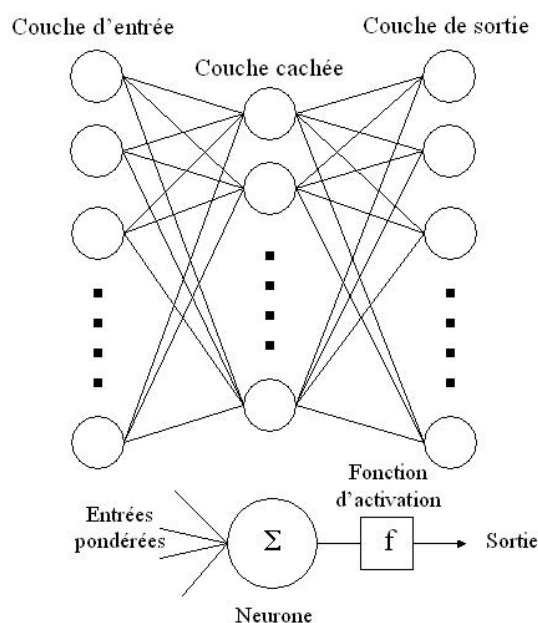


FIG. 15 - Architecture d'un réseau à trois couches. En bas, structure d'un neurone individuel caché ou de sortie

Les réseaux de neurones permettent donc d'associer de façon **non linéaire** des entrées et des sorties. Cette association passe par un ajustement des coefficients du réseau. Cet ajustement est réalisé en minimisant les écarts entre les sorties calculées correspondant à des entrées connues et les valeurs réelles de sortie. Après l'ajustement des coefficients à partir des exemples, une phase de test est nécessaire pour évaluer les performances du réseau. L'utilisation des méthodes neuronales se décompose en trois phases :

- la construction de la base d'apprentissage (obtention des paires entrées-sorties). Cette base de données doit être la plus représentative possible, et contient les paramètres cibles du réseau (taux de pluie, LWP ...etc.) et les données d'entrées correspondantes (TB, CF... etc.).

- l'apprentissage du réseau de neurones (ajustement des différents coefficients).

Cette phase nécessite un ensemble de données pertinentes, pour lesquelles on a établi des classifications fiables. La base d'apprentissage repose alors sur des couples de cibles (Entrées, Sorties) qui seront appris par les réseaux. Le principe d'apprentissage du perceptron multicouches consiste à ajuster les coefficients du réseau de manière à ce que les entrées et les sorties du réseau soient cohérentes par rapport à la base d'apprentissage.

- la phase de généralisation qui consiste à évaluer la performance du réseau avec des données n'ayant pas servi pour la phase d'apprentissage.

On retrouvera une étude détaillée de ces différentes phases appliquées à l'inversion de données radiométriques pour les nuages dans Faure (2000) et Cornet (2003).

### 8.3 Utilisation des réseaux de neurones en télédétection spatiale

C'est la classification des nuages qui a bénéficié des premières applications des réseaux de neurones en physique de l'atmosphère. Les réseaux formels possèdent en effet des fonctionnalités utiles pour la reconnaissance des formes ou l'analyse d'image. Nous reviendrons sur ce point dans les chapitres 12 et 13. C'est l'approche retenue par Lee et al. (1990) pour leur classification, suivie des travaux de Welch et al. (1992) puis Bankert (1994) et Bankert et Aha (1996).

Puis, les réponses généralement non linéaires des ondes électromagnétiques aux paramètres géophysiques, ont justifié de l'utilisation croissante de cette technique d'inversion. Par exemple, Krasnopolsky et al. (2000), à partir d'une méthode multi-canal, proposent un

algorithme par réseau de neurones pour les restitutions océaniques basées sur SSM/I (vitesse du vent de surface, colonne de vapeur d'eau, et colonne d'eau liquide).

Les précipitations ont évidemment fait l'objet de nombreuses études utilisant les réseaux de neurones. Tsindikis et al. (1997) adoptent les premiers cette méthode avec les températures de brillance et les taux de pluie en sortie du réseau, générés par un modèle 3D de transfert radiatif et un modèle de nuage 3D stochastique, avec une généralisation à partir des données SSM/I. Dans des approches à l'échelle régionale, des données de natures différentes ont aussi été utilisées comme les données radar et de pluviomètres (Matsoukas et al., 1999), ou la combinaison des données relatives à la pluie du radar PR et de l'imagerie multispectrale GOES (Bellerby et al., 2000). Dans cette dernière étude, des informations statistiques sont co-localisées avec les mesures de précipitations afin d'incorporer une information sur la texture du nuage. Berges et Chopin (2004) combinent en entrée de leur réseau les données Météosat, GOES et TRMM pour retrouver les précipitations, les données du radar TRMM étant aussi utilisées comme sorties du réseau.

En principe on peut obtenir une relation entre le taux de pluie au sol et les observations radar. Cependant, il est difficile de l'exprimer de façon usuelle. Les réseaux de neurones donnent un mécanisme pour résoudre ce problème complexe. Li et al. (2003) utilisent cette technique et utilisent des mesures du taux de pluie comme sortie cible du réseau, et les données radar comme entrée pour retrouver les taux de pluie de surface.

Les réseaux sont aussi utilisés pour retrouver le LWP au-dessus des océans (Jung et al., 1998; Aires et al., 2001) ou pour obtenir les profils verticaux de température à partir de données de radiomètres MW comme le SSM/T1 (Churnside et al., 1994; Butler et al., 1996) ou en combinant MW et IR (Kuligowski et Barros, 2001).

La signature de la diffusion en micro-onde permet de retrouver les paramètres de surface comme ceux liés à la neige (Davis et al., 1993) ou la glace de mer (Fuhrhop et al., 1998). Jones et Peterson (1999) proposent une méthode pour restituer la température de surface de l'océan. Labroue et al. (2003) proposent une méthode de restitution de la salinité de surface à partir des températures de brillance de SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity)<sup>26</sup>. L'algorithme d'inversion est amélioré lorsqu'on ajoute des paramètres supplémentaires comme la température de surface ou la vitesse du vent de surface. Kretzschmar et al. (2004) utilisent une classification par réseaux de neurones pour la prévision de la vitesse du vent de surface.

Enfin, Faure et al. (2001a,b), puis plus récemment Cornet (2003) ont marqué le début des restitutions de paramètres dérivés de l'IR/VIS comme l'épaisseur optique, le rayon effectif, la couverture fractionnaire ou même l'hétérogénéité sous-pixel (défini par l'écart-type de l'épaisseur optique). Ils utilisent en entrée des réseaux de neurones, les réflectances multi-spectrales issues de nuages générés par un processus de cascade multiplicative.

Toujours dans un but d'inversion de paramètres nuageux, les réseaux de neurones seront pour nous le moyen de relier l'information physique micro-onde et l'information spatiale issue de capteurs de plus haute résolution.

<sup>26</sup> <http://www.esa.int/export/esaLP/smos.html> ou <http://www.cesbio.ups-tlse.fr/us/indexsmos.html>



## CHAPITRE 9 Restitution des précipitations

*Due to a strongly pronounced dependency of the thermal microwave outgoing radiation on basic rainfall parameters, satellite microwave radiometry has been recognized as one of the most effective tools for remote studies of rainfall.*

*Petrenko, 2001*

*The cloud information, when combined with microwave measurements, can lead to greatly improved satellite based rainfall measurements.*

*Levizzani et al., 2002*

*Dans ce chapitre, nous verrons que l'apport d'une information spatiale comme la couverture nuageuse peut améliorer l'estimation des précipitations à la fois au-dessus des océans et des continents. L'application est basée sur les données micro-ondes, radar et infrarouge du satellite TRMM.*

### 9.1 La mesure des précipitations par micro-ondes passives

Les précipitations, à travers le stockage, le transport et la libération de la chaleur latente associés aux processus de formation sont la source d'énergie principale à la base de la circulation atmosphérique. Cela constitue environ 75% de l'énergie sous forme de chaleur dans l'atmosphère. Une connaissance précise des précipitations est donc cruciale pour la compréhension du temps et du climat, et ceci à toutes les échelles (Levizzani et Mugnai, 2004).

Cependant, la forte variabilité à la fois spatiale et temporelle des précipitations les rend extrêmement difficile à déterminer<sup>27</sup>. Les méthodes basées sur des mesures au sol conduisent à une estimation satisfaisante des précipitations, mais seulement de façon locale et sans suivi possible de l'évolution temporelle des systèmes précipitants. De plus les mesures au-dessus des océans, qui représentent à eux seuls 70% de la surface du globe, ne sont pas accessibles.

Une des tâches importantes est donc l'analyse des systèmes précipitants, en particulier dans les zones tropicales où les images satellites constituent une source d'information indispensable : les tropiques étant couverts à 75% par les océans, seule une étude des précipitations depuis l'espace peut permettre une estimation globale.

L'objectif des mesures par MW est souvent l'établissement de climatologies globales. Les travaux de Ferraro et al. (1996) et Ferraro (1997) illustrent parfaitement cette utilisation des données micro-ondes, ou l'étude de Spencer (2001) sur le rôle des radiomètres micro-ondes dans la surveillance du climat.

Les estimations produites offrent toujours une qualité suffisante lorsqu'elles sont moyennées sur des échelles de temps et d'espace suffisantes. Les instruments MW passifs sur les divers satellites d'observation de la Terre, tels que le SSM/I ou le Tropical Rainfall Measuring Mission Microwave Imager (TMI), ont fourni des mesures des précipitations globales avec de bonnes précisions (Petty, 1994; Smith et al., 1994; Kummerow and Giglio, 1994a,b). Cependant, elles souffrent généralement de performances contradictoires lorsqu'on s'intéresse à des taux de pluie instantanés (Levizzani et Mugnai, 2004). Il existe donc un besoin d'estimations précises aux plus petites échelles. Pour cela, on peut inclure des données sol, ou mettre en synergie des données de longueurs d'ondes différentes. C'est cette approche qui sera suivie dans la suite de ce manuscrit.

<sup>27</sup> Voir la revue des différentes méthodes de mesure des précipitations par New et al. (2001).

Nous avons vu en particulier que le BFE pouvait causer des sous-estimations du taux de pluie. Même si l'on s'attend à un lissage pour des études à grandes échelles et sur de longues périodes, les études régionales se doivent désormais d'acquérir une plus grande précision. Ce chapitre va nous permettre de comprendre comment on peut, à partir d'une combinaison d'informations à la fois spectrale et spatiale, estimer de façon plus précise les précipitations.

Les différentes méthodes de restitution des précipitations à partir des données MW peuvent être classées en trois catégories :

- les algorithmes statistiques utilisant des régressions multiples entre TB mesurées et taux de pluie.
- les algorithmes semi-empiriques qui consistent à exprimer le taux de pluie en fonction d'une ou plusieurs températures de brillance (Adler et al., 1993; Liu et Curry, 1992; Petty et Katsaros, 1992; Spencer et al., 1989).
- les méthodes utilisant des modèles de transfert radiatif, qui consistent à ajuster de manière itérative les TB simulées et mesurées en modifiant le modèle de nuage ou de précipitations. On parle dans ce cas "d'algorithme physique".

Pour les deux premiers types, les hypothèses faites sur la forme des lois reliant le taux de pluie aux TB peuvent conduire à des erreurs importantes. Cependant, l'introduction dans ces relations de quantités physiques (indice de diffusion ...etc.) permet d'éviter ce genre d'erreurs (Adler et al., 1993; Grody 1991). Quant aux méthodes utilisant un modèle de transfert radiatif (Kummerow et al., 1989; Kummerow et Giglio, 1994), elles nécessitent des simplifications importantes de la structure de l'atmosphère (hypothèse d'une atmosphère plan-parallèle, nombre limité de couches ...etc.).

Parmi les trois types définis ci-dessus, trois classes d'algorithmes d'inversion émergent à nouveau :

- 1) les algorithmes basés sur l'**émission**, comme ceux qui ont suivi le travail de Wilheit (1977) à partir de l'ESMR (Wilheit et al. 1991; Berg et Chase, 1992; Chang et al., 1999),
- 2) les algorithmes basés sur la **diffusion**, à partir des travaux de Spencer et al. (1983) à partir du SSM/R au-dessus des terres (Grody 1991; Ferraro et Marks, 1995),
- 3) les algorithmes **multi-canaux** illustrés d'abord avec le travail de Olson (1989) (Kummerow et al. (1989); Mugnai et al. 1993; Kummerow et Giglio, 1994a,b; Smith et al. 1994; Petty 1994; Kummerow et al., 2001; Petty, 2001).

Le premier type, basé sur l'émission, utilise l'augmentation des températures de brillance par les précipitations liquides. Le second, basé sur la diffusion, utilise la diminution des TB par les précipitations. La troisième approche utilise à la fois l'émission et la diffusion. Nous avons opté dans la suite de notre travail pour un algorithme basé sur le canal 85 GHz, donc utilisant principalement la signature de la diffusion.

## 9.2 Résumé de l'article

Nous étudions ici les effets des hétérogénéités sur les restitutions des précipitations à partir des micro-ondes passives. On utilise à cette fin une méthode empirique utilisant le canal 85 GHz comme base d'entrée d'un algorithme par réseaux de neurones. Notre méthode utilise donc la signature de la diffusion à 85 GHz, mais aussi celle de l'émission aux faibles taux de pluie. L'objectif est de corriger le BFE présenté dans la deuxième partie de cette thèse, et donc

d'améliorer les restitutions. En utilisant les données provenant du satellite TRMM, on montre l'avantage d'une utilisation d'informations provenant de différents capteurs.

Deux paramètres caractérisant la couverture nuageuse à l'intérieur des pixels à 85 GHz sont calculés : le premier à partir de l'information IR à 2 km de résolution (IRCF, Infrared Cloud Fraction) et le deuxième (PRCF, Precipitation Radar Cloud Fraction) à 4 km de résolution<sup>28</sup>. Les données radar sont utilisées à la fois pour obtenir la couverture sous-pixel, et aussi pour valider les restitutions.

Le tableau 2 montre les différentes catégories d'algorithmes pour la restitution du taux de pluie par MW passives. Le plus simple consiste en une simple relation entre TB (ou polarisation) et taux de pluie. Aux basses fréquences, cet algorithme est limité aux océans et utilise l'augmentation des TB lorsque le taux de pluie s'intensifie. Au-dessus des terres, les hautes fréquences peuvent être utilisées pour détecter la diminution des TB à cause de la diffusion par la glace. Le principal inconvénient tient, dans ce cas, au fait qu'au-dessus de l'eau la température de brillance atteint un niveau asymptotique avant de s'incurver, donnant ainsi des TB similaires pour les taux de pluie faibles et élevés.

Relation de base	Canaux utilisés	Principes
Température de brillance	1 seule fréquence/1 seule polarisation	Au-dessus de l'eau: relié au rayonnement émis par la pluie aux basses fréquences Au-dessus des terres: relié à la diffusion du rayonnement par les précipitations aux hautes fréquences
Différence de fréquences	Double fréquence et même polarisation	Relié à la diffusion du rayonnement aux plus hautes fréquences par rapport au plus basses
Polarisation	Double polarisation et même fréquence	Au-dessus de l'océan: relié à la dépolarisation de la surface de l'océan par les précipitations Au-dessus des terres: une légère augmentation peut être observée pour des taux de pluie élevés et pour de hautes fréquences à cause de la polarisation due à la glace.
Température corrigée de la polarisation (PCT)	Double polarisation et même fréquence	Générer un fond au-dessus duquel l'atténuation atmosphérique peut être observée. Peut être appliqué au-dessus des terres et des mers
Approche multi-canal	Tous les canaux disponibles plus la polarisation	Régression entre taux de pluie et températures de brillance

TAB. 2 - Différentes catégories d'algorithmes de restitution des précipitations par micro-ondes passives (d'après Kidd et al. 1998).

<sup>28</sup> Voir Inoue (2000) pour une comparaison des informations relatives aux nuages dérivées du VIRS et de l'information sur la pluie dérivée du PR et du TMI.



L'inconvénient principal de la technique à un seul canal est la variation des températures. Bien que les variations de surface n'influencent pas les luminances émanant du sommet des nuages précipitants de forte intensité, la détermination des limites des zones de pluie, est très affectée par la température de surface. Ainsi, fixer un seuil n'est pas très approprié, en particulier pour des études globales. C'est pour minimiser ces effets de la variation de la température de surface, que les algorithmes multi-canaux ont été développés.

Les algorithmes utilisant la différence de fréquence et de polarisation se placent dans la catégorie "double-canal". Ces algorithmes réduisent eux aussi les variations de la température de surface.

Les techniques de polarisation sont limitées au-dessus de l'océan et sont basées sur la dépolarisation par les nuages et la pluie. Le principal inconvénient des techniques de double polarisation tient dans la très faible sensibilité aux forts taux de pluie.

Les températures corrigées de la polarisation (PCT) sont générées en utilisant la double polarisation à une même fréquence. Les bases de cet algorithme ont été exposées par Weinman et Guettner (1977), puis exploitées ensuite par Spencer et al. (1989). Ces algorithmes masquent les effets des variations de l'émissivité de la surface, rendant ainsi l'atténuation atmosphérique plus visible; ils peuvent être ainsi utilisés à la fois au-dessus des terres et des océans, mais aussi au-dessus des zones côtières où les zones mixtes empêchent normalement l'extraction d'une information sur la pluie.

Le canal 85 GHz s'est avéré intéressant à la fois parce qu'il permet, grâce à la signature caractéristique de la diffusion, une utilisation au-dessus des continents où l'émissivité est forte, en minimisant les variations de celle-ci, mais aussi parce qu'en s'affranchissant du problème de la redondance des informations entre les différents canaux habituellement utilisés, nous pouvons nous concentrer uniquement sur le problème de l'apport d'une information spatiale sous-pixel. Cette approche, qui est celle aussi de la simplicité (entendue ici en terme de compréhension, et surtout d'interprétation des résultats), permet de s'affranchir des problèmes de multi-résolution.

L'utilisation exclusive de 85 GHz, n'est pas nouvelle. En effet, d'autres études se sont limitées à cette fréquence, en particulier pour les avantages qu'elle montre au-dessus des terres. Après la première étude de Jones et Vonder Haar (1990) sur la restitution du LWP, utilisant les données SSM/I, Combs et al. (1998) utilisent le canal 85 GHz comme base d'une restitution du LWP au-dessus des terres. Cette fréquence est aussi utilisée en combinaison avec la différence de polarisation normalisée à cette fréquence (Greenwald et al., 1999) ou avec l'infrarouge pour estimer le LWP des nuages non-précipitants (Greenwald et al., 1997).

De plus, si cette méthode utilisant un seul canal est appliquée dans le cadre d'algorithmes physiques, elle présente l'avantage sur les algorithmes multi-canaux de faire appel à un schéma de correction des effets géométriques bien plus simple que pour les algorithmes multi-canaux, en évitant des ajustements suivant les fréquences (Bauer et al., 1998).

Canaux utilisés	Référence	Surface	Algorithme physique (P) ou statistique (S)
85 H	Adler et al. 1993	océan	P
85 V,H	Kidd et Barrett, 1990	océan	S
85 V,H	Todd et Bailey, 1995	océan	S
85 V,H	Spencer et al., 1989	océan	P
85 H	Adler et al., 1994	continent	P
85 V,H	Kidd, 1998	continent	S
85 V,H	Spencer et al., 1989	continent	P

TAB 3 - Quelques algorithmes utilisant la signature du canal 85 GHz (d'après Smith et al. 1998).

Nous avons extrait de l'étude comparative de Smith et al. (1998) relatant les résultats du projet WetNet Precipitation Intercomparaison Project (PIP-2), les algorithmes de restitution des précipitations utilisant le canal 85 GHz (tableau 3).

Comme l'étude des relations TB-taux de pluie à ces fréquences, est principalement celle de relations non linéaires (cf. chap. 4), l'utilisation d'un algorithme basé sur les réseaux de neurones est apparue intéressante. De plus des travaux récents, rappelés au chapitre 8 ont montré tout l'intérêt de cette approche dans le contexte d'une restitution multispectrale des précipitations.

Dans la troisième partie, les caractéristiques du réseau utilisé seront décrites, ainsi que les données d'entrée et de sortie nécessaires pour son apprentissage. Nous avons utilisé une base de données issues de TRMM. Celle-ci contient les paramètres cibles du réseau (taux de pluie) et les données d'entrée correspondantes (TB, couverture sous-pixel). Nous prenons donc ici une approche utilisant l'information sur la couverture nuageuse sous-pixel comme information supplémentaire en entrée du réseau de neurones.

L'article du chapitre 5 ayant montré une nette dépendance du BFE en fonction des types de nuages, les résultats seront présentés séparément pour les nuages précipitants de type convectifs et stratiformes. Pour cette séparation entre nuages stratiformes et convectifs, nous avons utilisé les données du radar PR. Cependant, il existe d'autres méthodes pour différencier les deux types de précipitations. Par exemple, Olson et al. (2001), utilisent une méthode basée sur la texture et la polarisation pour estimer la couverture de précipitation convective-stratiforme à partir des données micro-ondes passives. En fait, ils combinent deux méthodes : si suffisamment de diffusion par les précipitations en phase liquide est détectée, la méthode emploie le degré de polarisation à 85 GHz pour estimer la fraction du FOV du radiomètre couverte par la convection. Pour une situation où la diffusion par la glace est minimale, la méthode se tourne vers l'information de texture.

Hong et al. (1999) ont aussi étudié la séparation entre précipitations convectives et stratiformes à partir des températures de brillance micro-ondes au-dessus de l'océan. Dans leur schéma de classification les scènes non-précipitantes sont d'abord écartées. Puis, des indices sont calculés pour les scènes de pluie, à partir des températures de brillance et de la variabilité pour l'émission (19 et 37 GHz) et la diffusion (85 GHz). Un indice (C/S) est alors relié à la fraction convective.

Cette séparation va dans le sens des travaux de Varma et al. (2004) et Varma et Liu (2004) qui montrent que la couverture fractionnaire précipitante dépend du type de pluie en présence.

De plus, nous séparerons les restitutions au-dessus des océans et des terres, suivant entre autres les travaux de Kidd et al. (1998) et Conner et Petty (1998) qui soulignent que pour la plupart des techniques, les différences d'émissivité entre océan et continent sont telles qu'il est nécessaire d'utiliser des algorithmes séparés pour chaque type de surface.

### 9.3 Les données TRMM

Les données utilisées dans ce travail, et les capteurs dont elles dérivent seront présentées dans la deuxième partie de cet article. Les données proviennent toutes du satellite TRMM<sup>29</sup> (Tropical Rainfall Measuring Mission) et utilisent trois capteurs différents : le TMI (TRMM Microwave Imager) une sorte de SSM/I modifié qui comprend des canaux entre 10 et 85

<sup>29</sup> <http://trmm.gsfc.nasa.gov>

GHz, le VIRS (Visible and Infrared Scanner) et le PR (Precipitation Radar). Les deux derniers capteurs présentent l'avantage d'avoir des résolutions spatiales supérieures à celle du TMI, et donc d'apporter l'information manquante (cf. chapitre 4) sur la variabilité interne. On pourra trouver les principaux objectifs de la mission TRMM et les caractéristiques précises des différents instruments dans Simpson et al. (1996) et Kummerow et al. (1998).

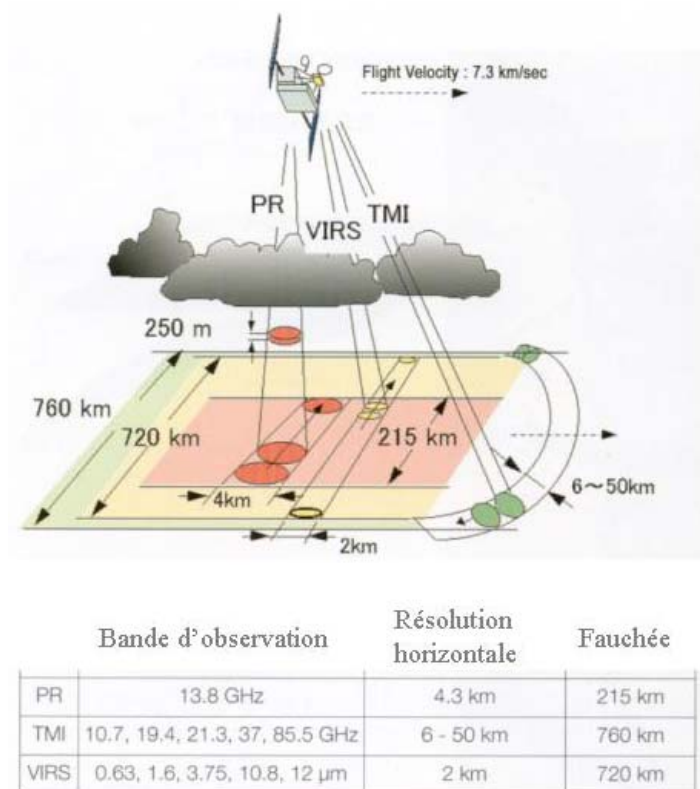


FIG. 16 - PR, TMI et VIRS (document NASDA, 2003).

La mission TRMM marque la présence en orbite du premier radar destiné aux précipitations, offrant l'opportunité d'une validation des données et des produits acquis par la radiométrie micro-onde passive.

Les différents mécanismes utilisés par les trois instruments sont présentés sur la figure 17. On peut voir que les TB enregistrées par les radiomètres micro-ondes dépendent à la fois de l'émission et de la diffusion des hydrométéores et donc du type de nuage en présence, tandis que les radiomètres travaillant dans l'IR/VIS détectent l'émission des parties supérieures. D'un autre côté, l'avantage des observations radar tient dans le fait que les satellites ont accès à l'information verticale, et continuent de livrer des données lorsque d'autres systèmes, du fait de la couverture nuageuse ou de l'obscurité, ne peuvent plus fournir de mesures exploitables.

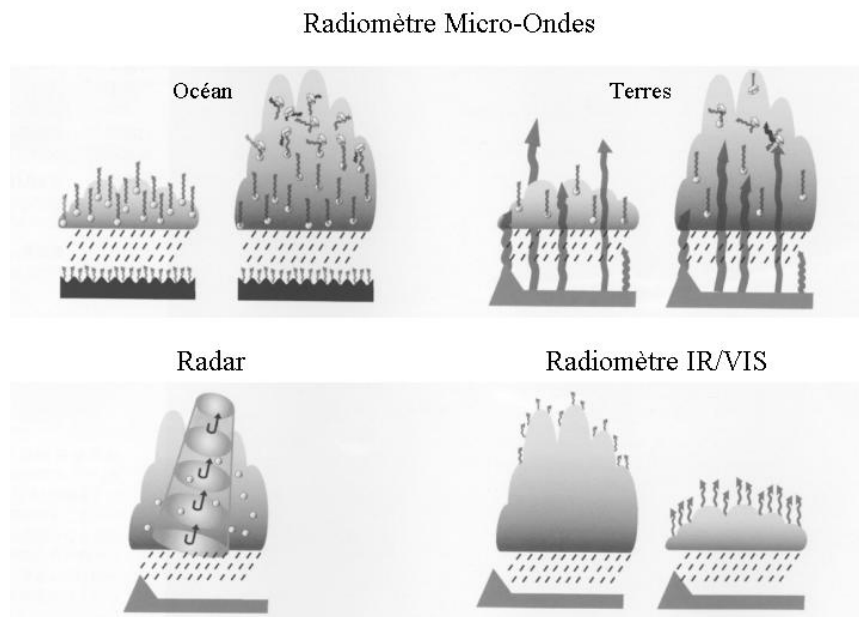


FIG. 17 - Principes des mesures de précipitation à partir des capteurs du satellite TRMM

L'article qui suit va nous montrer que la mise en place de différents capteurs sur une même plate-forme permet à l'étude de l'hétérogénéité sous-pixel de faire son entrée dans le domaine des MW passives, comme un élément essentiel qui permet d'avoir accès de façon plus précise à la physique présente dans les images satellites.

## 9.4 Publication<sup>30</sup>

# Beam-Filling Effect Correction with Sub-Pixel Cloud Fraction Using a Neural Network

**D. Lafont and B. Guillemet**

*Laboratoire de Météorologie Physique, CNRS, Université Blaise Pascal, OPGC*

*Accepted in **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing***

### Abstract

In this study, the effects of cloud inhomogeneity on microwave rain rate (RR) retrievals are investigated. A single-channel (85 GHz) empirically-based algorithm using a neural network (NN) approach is presented. The objective is to correct the beam-filling error (BFE), that might occur because of the inherent variability within coarse microwave pixels, with sub-pixel information. To this aim, we used the Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) passive microwave, thermal infrared and radar data. The integration of spatial information into the retrieval algorithm enables us to partially overcome the BFE. We use two parameters which characterize the horizontal cloud inhomogeneity within the microwave radiometer field-of-view, and we add them to simulated brightness temperatures (TB) as inputs of the neural network algorithm. The first one is the cloud fraction derived from infrared measurement, and the second corresponds to the fraction of the rainy area derived from radar measurements. The output rain rates were validated using the Precipitation Radar (PR) data. It was found that adding cloud fraction of microwave pixels, can lead to more accurate retrievals. Instantaneous precipitation estimates demonstrated correlations of  $\sim 0.6$ - $0.7$  and  $\sim 0.7$ - $0.8$  with radar-derived rain rates, for ocean and land retrievals respectively. In spite of the problem inherent in deriving the cloud (or rain) fraction, the initial validation results presented in this study are reasonably encouraging and show the advantage of utilizing the information from different sensors in order to optimize the retrieval of rainfall.

*Index Terms*—Microwave measurements, remote sensing, rain, neural network, beam-filling error, TRMM, radar, infrared.

---

<sup>30</sup> Lafont et Guillemet (2004b)

## I. INTRODUCTION

Due to a strongly pronounced dependency of the thermal microwave outgoing radiation on basic rainfall parameters, satellite microwave sensors provide the most accurate estimates of rain rate currently available at quasi-global scale [1]. A number of algorithms for measuring rain rate from passive microwave data have been proposed. They can be classified as either empirical or physical. Physical algorithms [2], [3], [4] use radiative transfer models to predict the radiation emerging at the top of the atmosphere, while empirical algorithms [5], [6] are based on regression relation between satellite-observed brightness temperatures and surface (e.g. radar) measured rainfall rates. As opposed to physical method using radiative transfer models to simulate the measurements, in the empirical approaches measurements of both brightness temperatures and precipitation are collected to train a retrieval algorithm. The basis of many of such empirical algorithms is determined by the suitability of the channels to respond to the precipitation. In this case, index of observed microwave TB is related to precipitation through an empirically derived relationship [7].

One difficulty in retrieving rain rates from passive microwaves is correcting for the so-called beam-filling effect [8], [9], [10], [11], [12]. BFE is the systematic error introduced when radiometer's field of view (FOV) is not filled with a uniform rain rate. This beam-filling bias which arises because of the combined effect of the inhomogeneity of the cloud field within the FOV and the non-linear response of the brightness temperature (TB) to the rain rate [13], affects significantly the accuracy of rainfall retrievals and leads to an underestimated retrieved rainfall [11]. Therefore, accurate estimates of rain rate from passive microwave require correction for rainfall spatial variability.

Two general BFE correction schemes can be found in the literature : the algorithms involving a beam-filling correction for homogeneous radiative transfer calculation [14]; the algorithms based on cloud simulations with FOV-average rain and brightness temperatures databases [15]. In both approach, the information about horizontal hydrometeor structure is specified *a priori*. Usually, empirical algorithms attempt to minimize the BFE through a judicious combination of brightness temperatures at different frequencies and polarizations. The addition of inhomogeneity into the rain algorithms may consist in correction factors [12] or by minimizing the BFE with the highest resolution channel [16]. In a liquid water path (LWP) retrieval framework, some works have also proposed a simple first-order correction by dividing the cloud LWP by the cloud amount, either before [17], or after [18] the inversion procedure.

Satellite-based techniques for measuring precipitation exist for microwave, but also for visible and infrared radiation. Infrared (IR) satellite observations have been analyzed to estimate rainfall by several investigators (see for example [19]). In IR-based methods, the cloud fraction (CF) is the most common indicator of rainfall rate and CF with cold tops is related to surface precipitation through an empirically derived relationship. This method is based on the fact that the IR cloud-top brightness temperature is statistically correlated with surface rainfall [20] which has itself been shown to be strongly correlated with fractional coverage of cold cloud [21]. For instantaneous observations of rainfall, however, neither the cloud-top temperature as determined from the infrared and indirectly related to the surface rainfall, nor the cloud albedo, nor even the cloud texture appear to contain sufficient quantitative information to consistently retrieve rainfall [22].

Because IR-VIS techniques are indirect, some studies have tried to combine these techniques with those derived from microwave radiometers [23]. Simultaneous visible and infrared data may contribute mainly to better rain-regime classification (see [24] for example). Microwave and IR data have also been used to obtain a method providing stable estimates of monthly rainfall at various spatial scales [25], [26]. There are other approaches that seek IR

TB-rain rate relationships from coincident observations of IR TB and passive microwave rain rate as the Microwave IR Rainfall Algorithm (MIRA) of [1].

Current attempts to improve rainfall estimates by sensor combination are focused either on physical or spatial combination. The former consists in the introduction of additional or higher resolution information about cloud microphysics to microwave measurements. Since the addition of an IR radiometer with a fine FOV could reveal the cloud variability within the FOV of the microwave radiometer, the spatial coupling generally concerns the sub-pixel rain (or cloud) fraction.

Since all these rainfall measurement techniques have limitations, it is reasonable to combine different types of measurements. However the problem of estimating rain rates from multiple data sources is complicated by several factors [27], such as scale of the desired estimates, the different spatial resolution which differ from one another and from the specified estimation scales, and the fact that in a multisensor rainfall estimation technique different physical quantities are measured with different accuracies.

While it may be possible to minimize the beam-filling problem with multi-frequency schemes, we focus here on a single-channel approach using 85 GHz channel. This choice is motivated by several reasons. The first and maybe the more important is that the use of the 85 GHz channel avoids multi-resolution problems and the potential redundancy between the different channels, and then simplifies the interpretation of the results.

More physical considerations also reinforce our choice of a single channel algorithm based on 85 GHz. Indeed, as microwave frequencies increase, so does the amount of scattering due to ice particles commonly found in raining cloud. This scattering acts to reflect upwelling radiation back to the surface, lowering the observed brightness temperatures. While all frequencies display some amount of scattering, the behaviour is most evident in the 85 GHz channel. At 85 GHz, ice particles make significant contribution to the scattering of microwave radiation, and often exceeds that of water drops [28], [29], [30]. In this case it is of little use to apply a multichannel algorithm since lower-frequency signatures are generally within the noise limits of the measurements [23]. The inclusion of other channels does not lead always to a further increase in accuracy, because it may exist redundancy between the channels. Moreover, these brightness temperature depressions produced by scattering events are advantageous because it can be interpreted both over oceans and radiometrically warm land. One of the main advantages is that this approach can then be applied over land because of the ability of 85 GHz to minimize the effects of surface emissivity variation.

Under these circumstances, it was found that in a first step approach, an 85-GHz-based algorithm proved advantageous over the multichannel algorithms. Such, algorithm which makes use of the scattering characteristic is generally referred to as “scattering” algorithm [10], working both over land and water and able to take advantage of the better spatial resolution offered by the high frequency channels. High frequencies are also advantageous because they are very sensitive to low rainfall rates over water, and they have smaller footprints, effectively reducing the error associated with inhomogeneity within the raining cloud [31].

The purpose of this paper is to examine how well subgrid variability can help to improve the passive microwave rainfall retrievals. We try to demonstrate that the CF information which may be available from the high-frequency channels, having a better horizontal resolution, can be straightforwardly embedded into neural network inversion scheme. It should be emphasized that our objective here is not to provide an operational rainfall algorithm but to illustrate how spatial and spectral information may be merged in a consistent way. The hope is that one can eventually make good use of sub-grid variability of precipitation for correcting the retrievals.

## II. DATA

Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) measurements were used to illustrate the potential of incorporating sub-pixel data into microwave analyses of the rainfall by taking advantage of both spectral and spatial information. The TRMM satellite was launched in 1997 [32] and has been providing nearly continuous observations of tropical precipitation (between 35°N and 35°S) since its launch date. The TRMM data used in this study were obtained for different locations and dates summarized in Table I. The data used are the TRMM Microwave Imager (TMI) TB (or 1B11), the Visible and Infrared Scanner (VIRS) radiances (1B01) and the PR rain rates (2A25).

TABLE I  
Summary of TRMM Observations used to train and test the NN  
(n is the number of samples of 128 km × 128 km scenes).

	n	Location centre / date
Ocean	6	3°N-39°W / July 2003
Stratiform Rain		
Ocean	8	6°N-122°E / June 1998
Convective Rain		
Land	5	9°N-96°E / June 1998
Stratiform Rain		
Land	2	9°N-96°E / July 2003
Convective Rain		

The TMI is a nine-channel passive microwave radiometer with dual polarization channels at 10.65, 19.35, 37 and 85-GHz and a vertical polarization channel at 21.3-GHz. In this study, we only used the channel 9 (85 GHz) in horizontal polarization.

The PR is the first quantitative spaceborne radar. The TRMM PR operates at 13.8 GHz with a swath width of 215 km and horizontal resolution of about 4 km at nadir. These data are associated with a rain flag that indicates rain no-rain status and the rain type assumed in the rain-rate retrieval. For this study, the original 4 km data were binned to 8 km grid to match the minimum resolution of the TMI at 85 GHz. The PR data product provides near surface rain rates both over land and ocean.

The VIRS is a five-channel radiometer which observes at visible and infrared wavelengths of 0.63, 1.61, 3.75, 10.8 and 12 microns with a spatial resolution of about 2 km at nadir. Here, we only use the channel 4 (10.8  $\mu$ m).

For this work we use a database of cloud pattern representative from two different rain types based on PR data. To this aim, we use the convective and stratiform rain flags provided with the TRMM PR data (2A25) to separately analyze the convective and stratiform precipitation for comparison with the corresponding NN results. A representative convective cloud pattern is represented in Fig. 1 for each of the three sensors. The considered fields consist in 4 × 4 VIRS pixels and 2 × 2 PR pixels within a TMI pixel. The smaller microwave brightness temperatures (darker in the figure) correspond to the rain area of PR. The higher values (brighter in the figure) correspond to the rain free area. Darker IR TB indicates the presence of convective cloud associated with high rain rates. In this example of rainfall scene, the greatest values of the BFE will not be collocated with the maximums of rainfall but rather with the maximums of the horizontal gradients of rain rate [12], [33].



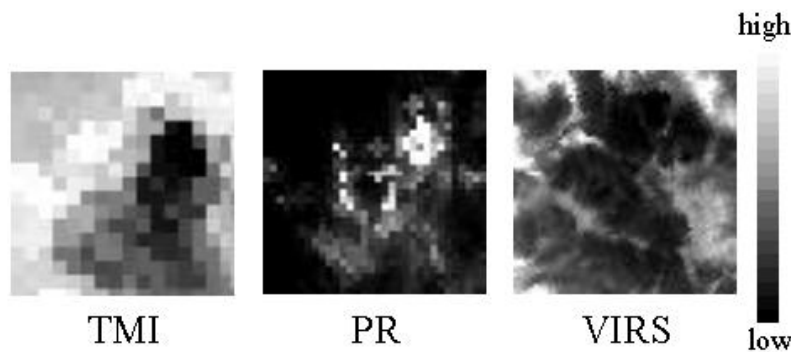


Fig.1. Example of collocated convective rain scene over ocean. TMI 85-GHz (left), PR (middle) and VIRS channel 4 (10.8  $\mu\text{m}$ ) (right).

By collocating the three TRMM data products of rain scenes described in Table I, we have created a database relating the TMI TB and cloud fractions to PR-derived stratiform and convective rainfall rates at the TMI resolution. The averaged PR rain rates obtained by averaging the 4 km resolution PR rain rates over the TMI FOV size provide an excellent source of training data. The remapped PR precipitation data were reduced to 8 km simply through the application of a two-by-two average. Twenty one scenes of 128 km  $\times$  128 km are used to create a total about more 5000 data samples. Once VIRS and PR pixels have been collocated with a TMI pixel and the CFs have been calculated, the retrieval procedure consists in inserting the value of CF in a NN scheme.

### III. METHODOLOGY

#### A. NEURAL NETWORK

The non-linear relationship between brightness temperature from a single channel and rainfall rate requires a different approach for rainfall estimation than simply inverting the TB-RR relationship. A convenient approach is using a neural network, which is able to learn the TB-RR relationship without defining an a priori BFE correction. Neural networks have been applied to a variety of remote sensing problems, either to classify properties within an image, for example in the case of cloud classification [34], or to solve inverse problems [35]. Some passive microwave studies used NN, but often in a LWP retrieval perspective [36], [37]. Radar rainfall estimation was also conducted using neural networks [38], [39]. Hsu et al. [40] demonstrated the utility of using "artificial" neural networks to generate functions linking IR and VIS images to precipitation and suggest that a relationship does exist between IR/VIS satellite image characteristics and precipitation. On the other hand, NN have been used for the fusion of radar and rain gage measurements [41] and for the combination of PR data and IR/VIS imagery. Multispectral data from GOES and TRMM PR data were used by [42] to generate rainfall estimates at high spatial and temporal resolution. Coincident PR measurements were matched with four-band GOES image data to form the training dataset for an artificial neural network. Statistical information derived from GOES pixels was matched with each precipitation measurement to incorporate information on cloud texture and rates of change into the estimation process. The NN was trained and used to produce half-hourly precipitation estimates at a spatial resolution of 0.12°. These products were validated using PR and gauge data. Instantaneous precipitation estimates demonstrated correlation of  $\sim 0.47$  with independent validation data.

We use a feedforward neural network model based on the multilayer perceptron structure and trained by the back-propagation algorithm (see [42] for a detailed description).

The retrieval algorithm, based on a NN with two hidden layers, with 2 and 3 neurons in the first and second layer respectively, was implemented and tested with TRMM data. The determination of the adapted architecture is done in an empirical way, testing for various architectures. The problem in such empirically procedure is the construction of a statistically significant TB-rain database. In this algorithm the databases constructed from observations are used so that the beam-filling error can be isolated from the computational uncertainties, as those that may be introduced by radiative transfer calculations.

We have to test the generalization ability of the NN to evaluate its performance in retrieving the RR. A test data is prepared by sampling randomly from our database. Each of the dataset has been randomly divided into two parts. The first data pairs were used as training set, and the remaining as a test set. Thus, the whole database is divided into one learning database and one testing database for generalization.

## ***B. USE OF SUBPIXEL INFORMATION***

In order to facilitate the interpretation of the passive microwave observations, several parameters have been tested in the literature to characterize the inhomogeneity within microwave pixels. Sub-pixel information may be used either as spectral or spatial form. The data in the visible (textural characteristics), shortwave IR, and thermal IR (cloud top temperature) wavelengths, can provide useful information on physical and spatial cloud characteristics related to rainfall processes. But the problems of beam-filling associated to rain detection cannot be solved directly by addition of visible and infrared data. In this context, our study concerns the spatial coupling between passive microwave data and higher resolution spatial information. As BFE is a function of percentage of cloud cover filling the FOV and was found very sensitive to cloud type [43], [33], we are inclined to add such parameter as input of the NN algorithm.

Usually, to estimate the effective cloud fraction, the technique relies on obtaining information on clouds by using measurement from two or more channels from IR/VIS sounding instruments [44]. Here, two different sub-pixel cloud fractions are computed in each TMI FOV: the infrared cloud fraction (IRCF), especially valuable because many microwave instruments that are operating are not always with accompanying radars, and the precipitation radar cloud fraction (PRCF). The two types of sub-pixel cloud fractions are obtained from measurements of VIRS and PR, which offer a unique opportunity to examine sub-FOV effects. Once this information is determined, all that remains is to add it to TB as neural network inputs.

The criterion, for the presence of clouds is defined in the shortwave by temperature substantially lower temperature than the ground. Therefore, we apply a simple IR threshold technique in order to delineate rain areas. IRCF is thus calculated as the ratio of the number of cloud pixels colder than IR threshold to the number of total pixels in a TMI pixel. The thresholds were determined interactively from data: a 10.8  $\mu\text{m}$  brightness temperature image was displayed and the user identified cloud-free land and sea areas which were likely to be the coldest in the image. The brightness temperature over these areas were then determined and temperatures 2 K less than the measured values were used as a threshold values. However, the success of this method depends critically on the selection of the IR threshold because too low threshold may lead to underestimate the extent of rainfall. Moreover, in so doing, we have to be very careful with the presence of cirrus which frequently obscures convective areas.

On the other hand, the PRCF is defined as the number of rainy pixels divided by the total number of PR pixels within a TMI pixel. The 8 km by 8 km TMI pixel encompasses 16 and 4 VIRS and PR pixels respectively.

From these sub-pixel parameters, we have conducted four different retrievals: TB-only, where the inputs for the training phase are TB and the outputs are rainfall rates, TB+IRCF, TB+PRCF and TB+IRCF+PRCF. A different NN is trained and tested for each of the four cases.

The neural network was trained with the half of the observed data for each of the four rainfall cases, and the performance was estimated against the remaining data. To evaluate the performance of the network, errors are calculated as the correlation coefficient ( $R$ ) and the root-mean-square-error ( $RMSE$ ) between the network outputs and the PR outputs. These statistical metrics are commonly used to compare different estimators. The root mean square errors, indicated on each graphic are computed by:

$$RMSE = \left\{ \frac{1}{M} \sum [RR_{NN} - RR_{PR}]^2 \right\}^{1/2} \quad (1)$$

where  $RR_{NN}$  and  $RR_{PR}$  are respectively, the NN and PR values of the rain rate, and  $M$  the total number of measurements.

### **C. OCEAN/LAND AND CONVECTIVE/STRATIFORM SEPARATIONS**

The observed microwave radiances at the top of the atmosphere originate partly at the earth's surface and partly from atmospheric constituents. Therefore, the contribution from the earth surface depends primarily upon the nature of the surface (i.e., water or land) and on the temperature of the surface [10]. Land surface presents a very warm background which obscures any emission signature. Therefore land and ocean surfaces are quite distinct in the background against which radiance can be seen. A more practical consideration favouring the separation of the retrieval algorithm into water and land components is that multichannel information is not always present over land. Finally, Bell et al. [45] have underlined that the statistical behaviour of rainfall differs over land and ocean. Due to this strong difference in surface emissivity, it is best to separate ocean and land retrievals.

Convective-stratiform separation techniques exist for satellite infrared such as the CST (Convective-Stratiform Technique) [19] which locates all minima in the brightness temperature field, then assuming these points to be convective centres. In the microwave, [46] have proposed a discrimination method based upon 85 GHz TB observations. Finally, [47] in a classification scheme of cloud systems have combined microwave (emission and scattering) and infrared (cloud top temperature) data. If we assume that the cloud fraction is connected to the type of rain, and that BFE also varies with the cloud fraction, the stratiform-convective separation plays an important role in the BFE correction. Different rainfall types thus require different retrieval procedures [6].

An improvement of rain estimates may be introduced when rain-regime discrimination precedes the retrieval, therefore allowing regime-dependent rain-rate retrievals using multispectral and structural-textural information. This scheme requires the addition of a step that allows adjustment for the relative amounts of convective and stratiform rain present in each FOV. Following the method of [48], a rain type in a TMI pixel is considered convective if more than one-half of raining PR pixels were determined to be convective in 2A-25 product, otherwise, the rain type is considered as stratiform. The convective and stratiform rain types can thus be analyzed separately. The rainfall retrieval algorithm is described on Fig.2.

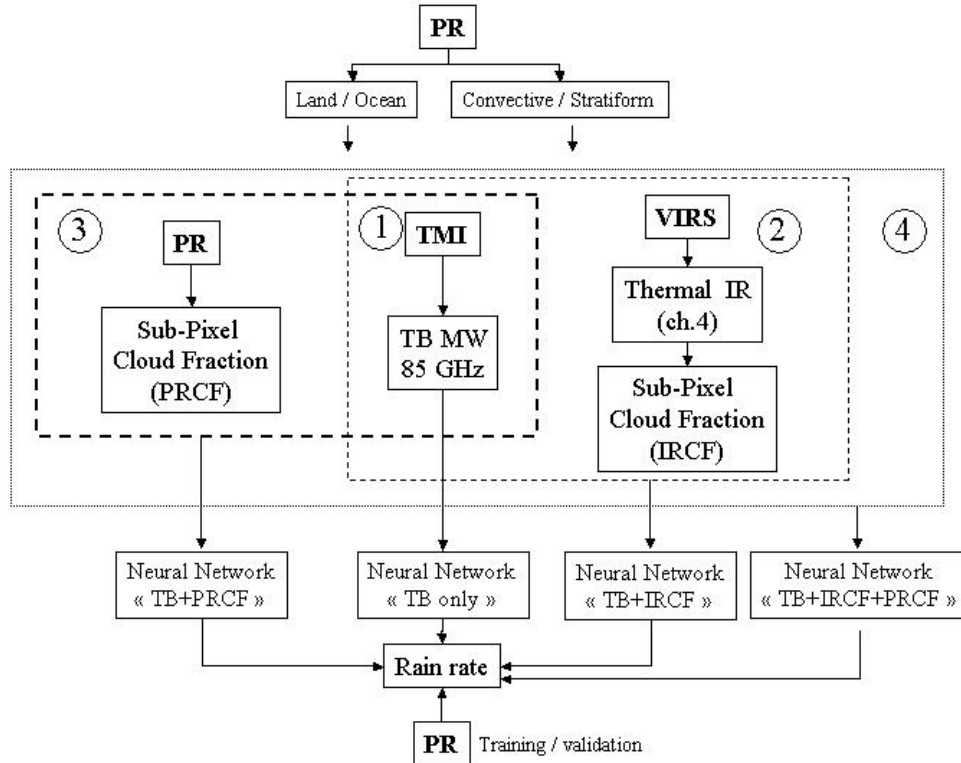


Fig. 2. Schematic diagram of analysis flow. Inversion procedure with a NN algorithm. The NN is trained and tested with TRMM data. Rain is estimated from combined use of TMI 85 GHz channel and sub-pixel cloud fraction.

## IV. RESULTS

According to the previous section, the precipitation neural network was trained separately for convective and stratiform rain and for ocean and land surface. In order to demonstrate how the additional information of VIRS and PR about the spatial variability (CF) can reduce the retrieval error due to the rainfall inhomogeneity, we performed two experiments: (1) no sub-pixel information (using only TB), and (2) adding the sub-pixel information of VIRS and/or PR. Results are illustrated in terms of comparisons between rain rates from NN and from the precipitation radar (PR) at the TMI pixel scale.

Table II gives validation statistics computed at 8 km resolution, both with and without additional cloud fraction. In all cases the NN products were compared with the average PR data over TMI footprint, created by averaging the high-resolution PR products. The correlation coefficients between the retrieved rain rate and the PR rain rate vary with the type of cloud we consider, but also with the underlying surface. The TB+IRCF, and especially TB+PRCF methods produce consistently better correlations than the TB only does. The correlation coefficients change considerably with the rain types. For the test data without CF, the correlation coefficients have mostly small values.

The estimates based on additional information from a single thermal IR channel are likely to suffer from poor correlation between IRCF and rain areas. It stresses the need for further study into the cloud cover determination, particularly concerning the gain in accuracy provided by the infrared-visible combination for CF determination. IR/VIS methods can be used to discern more precisely clear and cloudy sky areas. Hence, a more complete sensitivity test on IR threshold is needed for an accurate determination of the cloudiness degree within the FOV, useful when PR data are not available.

Table II shows the inclusion of the PRCF into the dataset has the most significant impact on  $R$  and  $RMSE$  in the retrieved RR. After applying in the same time IRCF and PRCF, we also achieve somewhat higher  $R$ . Fig. 3 and Fig.4 show the main results for the two types

of retrievals in term of correlation coefficient and root-mean-square error of the retrieved RR in the generalization stage. In each figure, left plot shows the retrieved rainfall if rain is assumed homogeneous within the TMI pixel, while right plot shows the rainfall if the effect of sub-pixel inhomogeneity (PRCF) is included. Although the database is the same without and with PRCF, it is an indirect comparison. Indeed, both test data are different because of the randomly separation of this database between training and testing phase. Thus, each plot (“TB only” and “TB+PRCF”), corresponds to a different NN algorithm.

The RR computed using TB only and RR from TB and PRCF are compared in Fig. 3 and Fig 4. The addition of IRCF gives a slightly lower *RMSE* and slightly higher correlation coefficient (0.5 to 0.7) than TB-only method for all the retrievals; however for brevity their plots are not presented. Overall, the use of PRCF demonstrates higher correlation with PR data than the IRCF does.

TABLE II  
Comparison of Retrieval Results With and Without IRCF and PRCF  
from the NN algorithms trained with TRMM Data. *R* is the correlation coefficient between the retrieved and the PR rain rate. Values in parenthesis indicate the *RMSE*.

	TB only	TB + IRCF	TB + PRCF	TB + IRCF+ PRCF
Ocean Stratiform Rain	0.499 (0.210)	0.523 (0.159)	<b>0.706 (0.130)</b>	0.628 (0.157)
Ocean Convective Rain	0.466 (0.201)	0.523 (0.101)	<b>0.636 (0.110)</b>	0.615 (0.105)
Land Stratiform Rain	0.316 (0.336)	0.369 (0.313)	<b>0.833 (0.175)</b>	0.816 (0.205)
Land Convective Rain	0.509 (0.204)	0.612 (0.205)	<b>0.686 (0.185)</b>	0.646 (0.212)

## A. RETRIEVALS OVER OCEAN

We first focus on the oceanic stratiform rain. For passive microwave observations, the ocean appears uniformly cold. Emissions by raindrops and cloud water thus act to warm the brightness temperatures. At a certain rainfall rate however, the brightness temperature becomes saturated and then decreases [29]. Therefore, the algorithm identifies both scattering and emission rainfall signal. The results are obtained adding separately the parameters as an input to the network to evaluate the impact of each one on the inversion.

Fig. 3b shows the effect of adding PRCF on the neural network retrieval process; the NN was trained with PRCF as additional NN input. The results show a clear improvement of the NN calculations against observations between TB-only ( $R=0.499$ ) and TB+PRCF ( $R=0.706$ ). As one could expect, the addition of spatial information has an important effect on the retrieval and it really reduces the dispersion.

Fig. 3c and 3d compares rainfall estimates from the PR and the NN for convective retrieval over ocean. In this case we have a net improvement of the single channel retrieval, the dispersion is reduced, but  $R$  is slightly lower (0.636) than in the stratiform case. Moreover, the NN method shared with retrieving high rain rates but it is probably due in part to a lack of complete and characteristic information pertaining to high rainfall events in the database itself. In both cases of ocean retrievals, the *RMSEs* for the NN is lower than the TMI TB only.

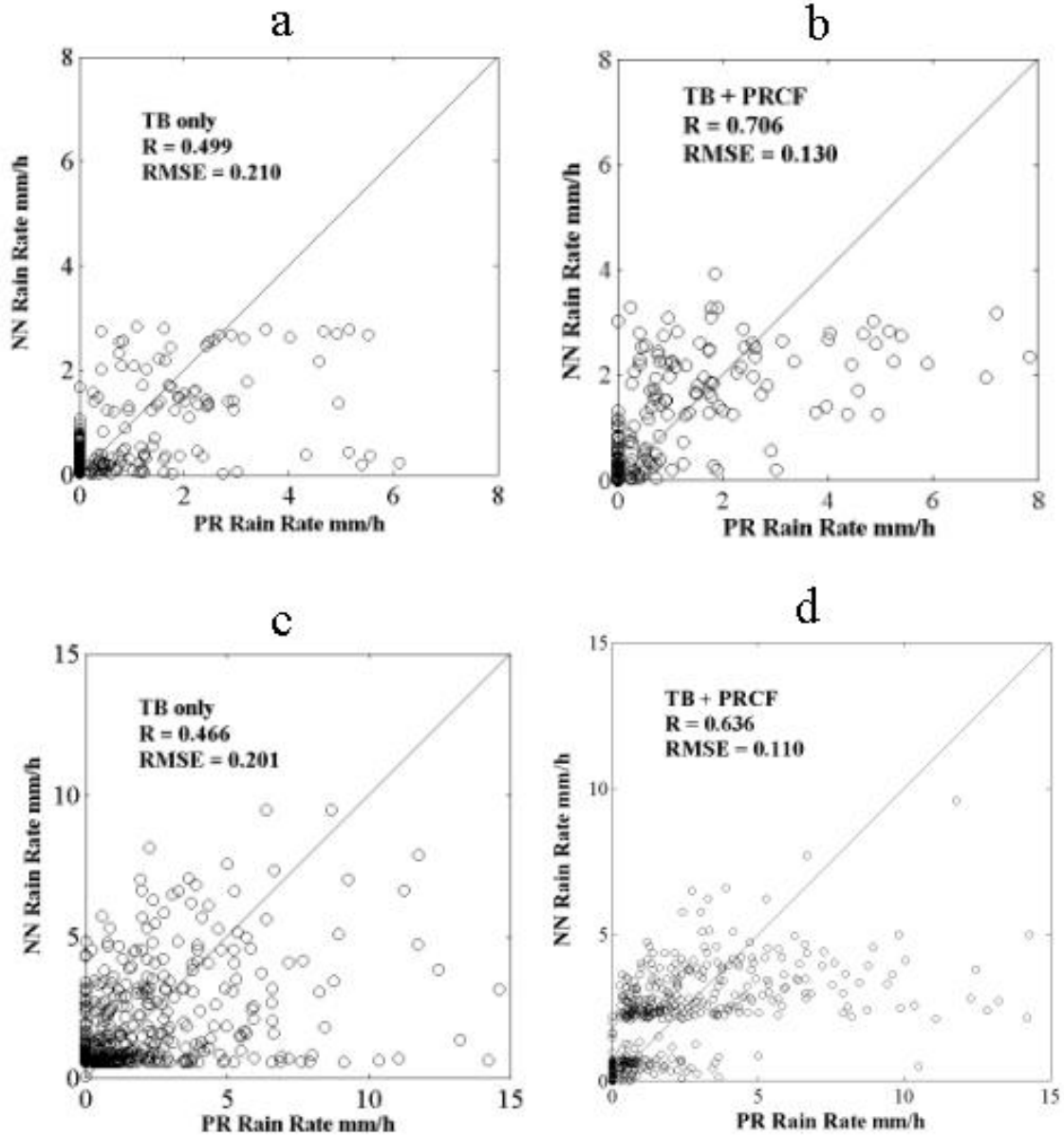


Fig. 3. Comparison of the TB-only (a) and TB+PRCF (b) retrievals for Stratiform Rain Over Ocean; (c) and (d) for Convective Rain Over Ocean

## B. RETRIEVALS OVER LAND

The high emissivity of land surface makes the emission signal of rainfall extremely difficult to detect and only scattering signatures, which reduce the upwelling brightness temperatures [49], can be used to determine rainfall over land surfaces. Hence, high frequencies may be used to detect decreases in brightness temperatures due to this scattering of radiation. Moreover, the fact that at 85 GHz the variations of land surface microwave emissivities are minimum [50], reinforces the advantage of the use of this microwave frequency.

For TB-only, there is a significant disagreement between observed and simulated results for stratiform rain over land, and the result with PRCF in Fig. 4b shows a great improvement of the retrieval with PRCF as input parameter ( $R$ : 0.316 to 0.833, and  $RMSE$  0.336 to 0.175). When this spatial information is included, the retrieval consistently outperforms that of the TB-only and  $R$  is even higher than for ocean retrievals.

As a final example, we compare the results from NN to the PR data over land for convective clouds (Fig. 4c and 4d).  $R$  in the convective case is lower than in stratiform case. The comparison between Fig. 4b and 4d shows clearly that PRCF improves significantly the training of the NN, which is confirmed by the slightly smaller  $RMSEs$  in the retrieved rain rates. The dispersion is reduced and the correlation value is equal to 0.686.

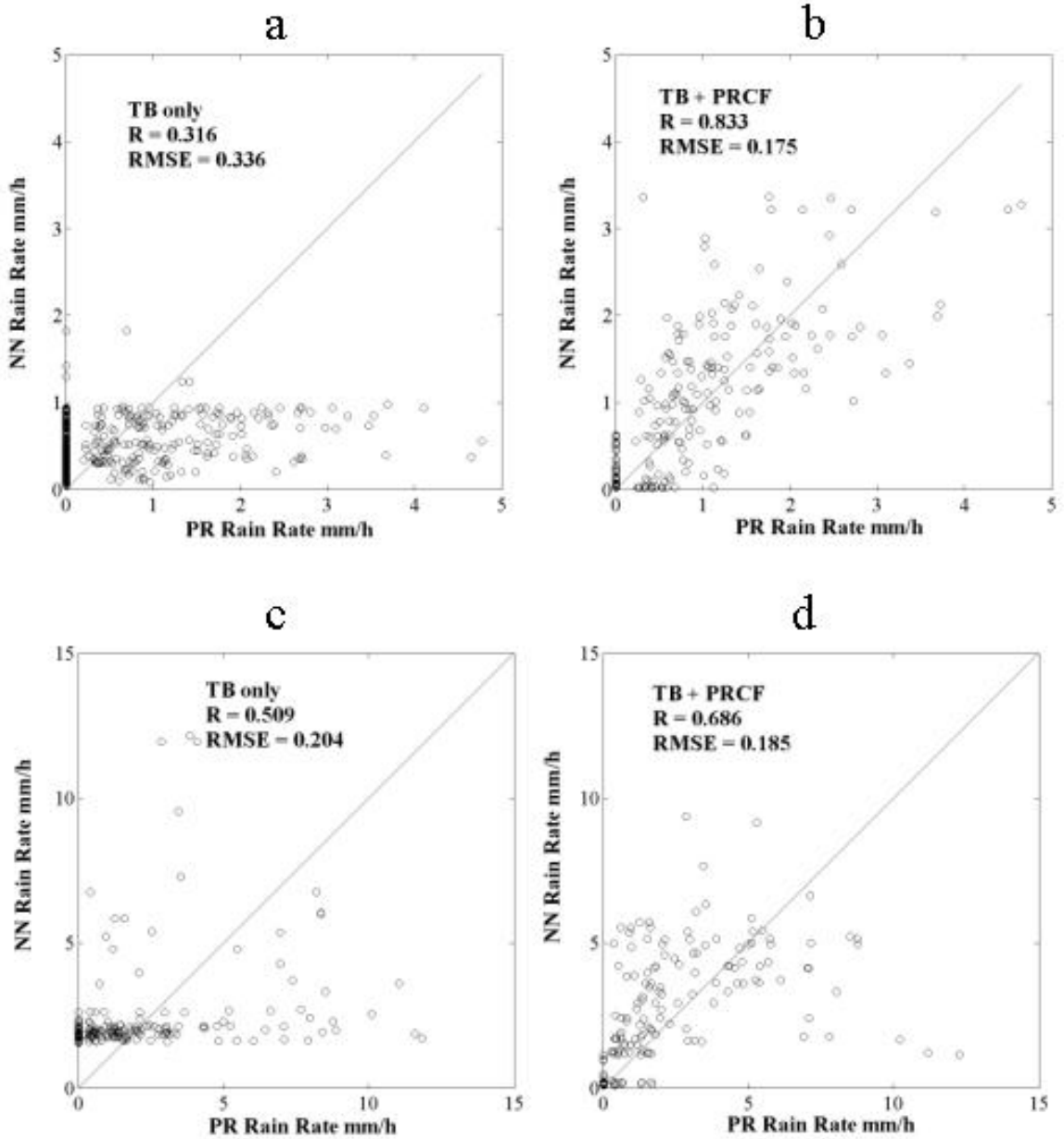


Fig.4. Comparison of the TB-only (a) and TB+PRCF (b) retrievals for Stratiform Rain Over Land; (c) and (d) for Convective Rain Over Land

While in current rain algorithms a different approach is used over land where only a weak signal is detected, the 85 GHz single channel method allows the same procedure for the ocean and land backgrounds. This indicates that the algorithm derives as well information from the scattering/emission signature over ocean as from the scattering/emission signature over land. This clearly reinforces the ability of the 85-GHz channel to sense rain over land.

These preliminary results show that the application of CF to the NN simulations brings the simulations results closer to the averaged PR rain rates. However, compared to PRCF,

IRCF have little influence on the retrieval, even it slightly increases the dispersion. The dispersion is also less important when both CF are given to the network, but the improvement is not as good as with PRCF. Indeed, while the PRCF is allowed to take only 5 values between 0 and 1, it gives relatively good results due to the strong correlation with maximum/minimum of TMI TB. The improvement seems to be most pronounced over land, where the correlation between PRCF and TMI TB may be higher than over water, in our database.

These results also demonstrate that the retrieval of RR is quite feasible from the 85 GHz, even if the dispersion of retrieved high RR, especially over land, may be quite large. However, the scatter of points in Fig.3 and 4 shows the difficulty to retrieve relatively high rainfall events. This fact points the inherent limitation of using scattering algorithms to retrieve high rain rates.

For ocean and land surfaces, the difference between averaged PR rain rates and TMI-derived rain rates is larger in case of convective rain than in case of stratiform rain. This is possibly because of the large scattering which occur in the upper part of the cloud, gives a lower correlation between TB and PRCF. This remark supports the assertion made in the previous section that beam-filling problems are likely to affect convective and stratiform precipitation differently. It is clear from these figures, that the results are dependent on the choice of rainfall type.

Finally, there appears to be a relatively poor agreement between the IRCF and TMI data, translated as low values of the correlation coefficient, and *RMSE* closer to 1. The cloud detection threshold is probably responsible in part for these results. Retrieval problems may also occur when large areas of moderate stratiform or light stratiform rain with embedded convection dominate the scene, i.e. mixed clouds.

## V. CONCLUSIONS

In this study we propose an algorithm to retrieve the rainfall by the combined measurements of TMI, VIRS and PR. We use the spatial information derived from the VIRS and/or PR to reduce the beam-filling bias in a neural network retrieval scheme. The improvement of rainfall retrieval at small scale is investigated in term of adding sub-pixel cloud fraction to high resolution passive microwave in a single-channel algorithm. Since there is a non linear relationship between the TB and rain rate and between BFE and cloud amount we propose a NN scheme mainly developed for microwave frequencies near 85 GHz both over land and ocean. The retrieval algorithm using spectral (from microwave) and spatial (from PR and VIRS) features was implemented and tested with radiometric data from TRMM platform sensors. This precipitation estimation algorithm has been developed and validated against independent PR data. We tested the inclusion of sub-pixel CF into the retrieval algorithm, and show that the use of this sub-pixel information could partially correct the BFE and significantly improve the performance of the retrieval.

The validation results point to the main conclusion that with the help of the sub-pixel variability characterized by CF, the proposed method can provide useful improvements in the accuracy compared to the TB-only method. Comparisons of NN simulations and observations on rain rates indicate that use of CF for all cloud types, tends to produce a more realistic rainfall estimates and significantly higher accuracies are attained with CF, compared to TB-only method. The use of PRCF appears to give consistently better results than the IRCF. Instantaneous precipitation estimates at 8 km resolution demonstrated correlations of 0.6-0.8 with respect to independent PR validation data. Differences tend to be smaller for stratiform rain than for convective rain.

However, there are several limitations to the rain-retrieval method developed here. First, CF is an informative parameter, but it does not take into account information about the



cloud cells shape and position within TMI pixels. More research, including the effects of incorporation of other inhomogeneity parameters characterizing the horizontal rainfall variability within the rainy FOV fraction, will be required before such scheme can be used in an operational setting. For example, spatial variability in cloud can be better represented through local texture [51] given by higher resolution (250 m to 1 km) IR/VIS data. The database can be also improved by adding different combinations of inhomogeneity parameters and increasing data base to obtain the most representative cloud situations.

Moreover, for an operational retrieval algorithm, an elaborated convective-stratiform separation is required before allowing regime-dependent rain-rate retrievals. Throughout spectral information (cloud top temperature), sensor combination of TMI and VIRS can benefit from instantaneous cloud classification procedures using multispectral and structural-textural information to provide more specific rain-regime adjustments.

Finally, as [52], [18] demonstrated that the retrieval of cloud liquid water over land surfaces is feasible using the highest frequency channels and as similar bias is likely to occur when measuring cloud liquid water in broken cloudiness situations [53], we can hope further investigations on the potential of using 85 GHz in conjunction with high spatial infrared/visible information through a NN scheme to infer LWP.

## ACKNOWLEDGMENT

The TRMM data were obtained from the TRMM Science and Data Information System (TSDIS) at the NASA Goddard Space Flight Center Distributed Active Archive Center (DAAC). This work was supported by the French National Institute for the Sciences of the Univers (INSU) in the Programme Atmosphère et Océan à Multi-échelles (PATOM).

## REFERENCES

- [1] M. C. Todd, C. Kidd, D. Kniveton, T. Bellerby, "A combined satellite infrared and passive microwave technique for estimation of small scale rainfall," *J. Atmos. Oceanic Technol.*, vol. 18, pp. 742-755, 2001.
- [2] T. Wilheit, A. T. C. Chang, and L. S. Chiu, "Retrieval of monthly rainfall indices from microwave radiometric measurements using probability distribution functions," *J. Atmos. Oceanic Technol.*, vol. 8, pp 118-136, 1991.
- [3] C. Kummerow, and L. Giglio, "A passive microwave technique for estimating rainfall and vertical structure information from space. Algorithm description," *J. Appl. Meteorol.*, vol. 33, pp. 3-18, 1994a.
- [4] C. Kummerow, and L. Giglio, "A passive microwave technique for estimating rainfall and vertical structure information from space. Application to SSM/I data," *J. Appl. Meteorol.*, vol. 33, pp. 19-34, 1994b.
- [5] G. W. Petty, and K.B. Katsaros, "The response of the SSM/I to the marine environment. Part I: An analytic model for the atmospheric component of observed brightness temperatures," *J. Atmos. Ocean Technol.*, vol. 9, pp. 746-761, 1990.
- [6] M. C. Todd and J. O. Bailey, "Estimates of rainfall over the United Kingdom and surrounding seas from the SSM/I using the polarization corrected temperature algorithm", *J. Appl. Meteorol.*, vol. 34, pp. 1254-1265, 1995.

- [7] R. R. Ferraro, F. Z. Weng, N. C. Grody, A. Basist, "An eight-year (1987-1994) times series of rainfall, clouds, water vapour, snow cover, and sea ice derived from SSM/I measurements," *Bull. Amer. Met. Soc.*, vol. 77, pp. 891-905, 1996.
- [8] L. S. Chiu, G. R. North, A. McConnel, and D. A. Short, "Rain estimation from satellite: Effects of finite field of view," *J. Geophys. Res.*, vol. 95, pp 2177-2186, 1990.
- [9] D. A. Short, and D. North, "The beam filling error in ESMR-5 observations of GATE rainfall," *J. Geophys. Res.*, vol. 95, pp 2187-2194, 1990.
- [10] C. Kummerow, W. S. Olson, and L. Giglio, "A simplified scheme for obtaining precipitation and vertical hydrometeor profiles from passive microwave sensors," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 34, pp. 1213-1232, 1996.
- [11] C. Kummerow, "Beamfilling errors in passive microwave rainfall," *J. Appl. Meteorol.*, vol. 37, pp. 356-370, 1998.
- [12] B. Z. Petrenko, "The beamfilling algorithm for retrieval of hydrometeor profile parameters from passive microwave measurements," *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.*, vol. 39, pp. 117-124, 2001.
- [13] T. T. Wilheit, A. T. C. Chang, M. S. V. Rao, E. B. Rodgers, and J. S. Theon, "A satellite technique for quantitatively mapping rainfall rates over oceans," *J. Appl. Meteorol.*, vol. 16, pp. 1137-1145, 1977.
- [14] F. Wentz, and R. W. Spencer, "SSM/I rain retrievals within a all weather ocean algorithm," *J. Atmos. Sci.*, vol. 55, pp. 1613-1627, 1998.
- [15] A. Mugnai, E. A. Smith, and G.J. Tripoli, "Foundations for statistical-physical precipitation retrieval from passive microwave satellite measurements. Part II: Emission source and generalized weighting function properties of a time dependent cloud-radiation model," *J. Appl. Meteor.*, vol. 32, pp. 17-39, 1993.
- [16] G. W. Petty, "Physical retrievals of over-ocean rain rate from multichannel microwave imagery, Part II: Algorithm implementation," *Meteorol. Atmos. Phys.*, vol. 54, pp. 101-122, 1994.
- [17] H. Masunaga, T. Y. Nakajima, T. Nakajima, M. Kachi, K. Suzuki, "Physical properties of maritime low clouds as retrieved by combined use of Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) Microwave Imager and Visible/Infrared Scanner 2. Algorithm," *J. Geophys. Res.*, vol. 107, DOI 10.1029/2001JD001229, 2002.
- [18] T. J. Greenwald, S. A. Christopher, J. Chou, "Cloud liquid water path comparisons from passive microwave and solar reflectance satellite measurements: Assesments of sub-field-of-view cloud effects in microwave retrievals," *J. Geophys. Res.*, vol. 102, pp. 19585-19596, 1997.
- [19] R. F. Adler, and A. J. Negri, "A satellite infrared technique to estimate tropical convective and stratiform rainfall," *J. Appl. Meteorol.*, vol. 27, pp 30-38, 1988.
- [20] P. A Arkin, and P. E Ardanuy, "Estimating climate-scale precipitation from space: A review," *J. Climate*, vol. 2, 1229-1238, 1989.
- [21] F. Richards, and P. Arkin, "On the relationship between satellite-observed cloud cover and precipitation," *Mon. Wea Rev.*, vol. 109, pp. 1081-1093, 1981.
- [22] V. Levizzani, and A. Mugnai, "Rainfall measurements from space: Where are we ?," *Proceedings of the 14th International Conference on Clouds and Precipitation*, Bologna, Italy, 1123-1126, 2004.
- [23] C. Kummerow, and L. Giglio, "A method for combining passive microwave and infrared rainfall observations," *J. Atmos. Ocean. Technol.*, vol. 12, pp. 33-45, 1995.
- [24] P. Bauer, L. Schanz, R. Bennartz, P. Schlüssel, "Outlook for combined TMI-VIRS algorithms for TRMM: Lessons from the PIP and AIP projects," *J. Atmos. Sci.*, vol. 55, pp.1714-1729, 1998.
- [25] L. Xu, X. Gao, S. Sorooshian, "A microwave infrared threshold technique to improve the GOES Precipitation Index," *J. Appl. Meteorol.*, vol. 38, pp. 569-579, 1999.

- [26] F. S. Marzano, M. Palmacci, D. Cimini, G. Giulani, and J. Turk, "Multivariate statistical integration of satellite infrared and microwave radiometric measurements for rainfall retrieval at the geostationary scale," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 42, pp. 584-592, 2004.
- [27] I. P. Gorenburg, D. McLaughlin, D. Entekhabi, "Scale-recursive assimilation of precipitation data," *Adv. Water Res.*, vol. 24, pp. 941-953, 2001.
- [28] C. Prabhakara, G. Dalu, L. Liberti, J. J. Nucciarone, R. Suhasini, "Rainfall estimation over oceans from SSM/R and SSM/I microwave data," *J. Appl. Meteorol.*, vol. 31, pp. 532-552, 1992.
- [29] J. L. Haferman, W. F. Krajewski, T. F., Smith, "Three-dimensional aspects of radiative transfer in remote sensing of precipitation: Application to the 1986 COHMEX storm", *J. Appl. Meteorol.*, vol. 33, pp.1609-1622, 1994.
- [30] E. A. Smith, A. Mugnai, H. J. Cooper, G. J. Tripoli, and X. Xiang, "Foundations for statistical-physical precipitation retrieval from passive microwave satellite measurements. Part I: Brightness-temperature properties of a time-dependent cloud-radiation model," *J. Appl. Meteorol.*, vol. 31, pp. 506-531, 1992.
- [31] C. Kummerow, R. A. Mack, I. M. Hakkarinen, "A self-consistency approach to improve microwave rainfall rate estimation from space," *J. Appl. Meteorol.*, vol. 28, pp.869-884, 1989.
- [32] J. Simpson, C. Kummerow, W.-K. Tao, R.F. Adler, "On the tropical rainfall measuring mission (TRMM)," *Meteorol. Atmos. Phys.*, vol. 60, pp. 19-36, 1988.
- [33] D. Lafont, and B. Guillemet, "Subpixel fractional cloud cover and inhomogeneity effects on microwave beam-filling error," to appear in *Atmospheric Research*, 2004.
- [34] R.L. Bankert, "Cloud classification of AVHRR imagery in maritime regions using a probabilistic neural network," *J. Appl. Meteorol.*, vol. 33, pp. 909-918, 1994.
- [35] T. Faure, H. Isaka, B. Guillemet, "Neural network retrieval of cloud parameters of inhomogeneous and fractional clouds: feasibility study," *Rem. Sens. Env.* vol. 77, pp. 123-138, 2001.
- [36] R. Fuhrhop, T.C. Grenfell, G. Heygster, K.P. Johnsen, P. Schlüssel, M. Schrader, C. Simmer, "A combined radiative transfer model for sea ice, open ocean, and atmosphere", *Radio Science*, vol. 33, pp. 303-316, 1998.
- [37] T. Jung, E. Ruprecht, F. Wagner, "Determination of cloud liquid water path over the oceans from Special Sensor Microwave/Imager (SSM/I) data using neural networks," *J. Appl. Meteorol.*, vol. 37, pp. 832-844, 1998.
- [38] R. Xiao, and V. Chandrasekar, "Development of a neural network based algorithm for rainfall estimation from radar measurements," *IEEE Transaction on Geosciences and Remote Sensing*, vol. 35, pp. 160-171, 1997.
- [39] H. Liu, V. Chandrasekar, and G. Xu, "An adaptative neural network scheme for radar rainfall estimation from WSR-88D observations," *J. Appl. Meteor.*, pp. 2038-2050, 2001.
- [40] K.-L. Hsu, X. Gao, S. Sorooshian, and H. V. Gupta, "Precipitation estimation from remotely sensed information using artificial neural networks," *J. Appl. Meteorol.*, vol. 36, pp. 1176-1190, 1999.
- [41] C. Matsoukas, S. Islam, and R. Kothari, "Fusion of radar and rain gage measurements for an accurate estimation of rainfall," *J. Geophys. Res.*, vol. 104, pp. 31,437-31,450, 1999.
- [42] T. Bellerby, M. Todd, D. Kniveton, C. Kidd, "Rainfall estimation from a combination of TRMM precipitation radar and GOES multispectral satellite imagery through the use of an artificial neural network," *J. Appl. Meteorol.*, vol. 39, pp 2115-2128, 2000.
- [43] C. E. Graves, "A model for the beam-filling effect associated with the microwave retrieval of rain," *J. Atmos. Oceanic Technol.*, vol. 10, pp 5-14, 1993.

- [44] J. A. Coakley, and F. P. Bretherton, "Cloud cover from high-resolution scanner data: detecting and allowing for partially filled fields of view," *J. Geophys. Res.*, vol. 87, pp. 4917-4932, 1982.
- [45] T. L. Bell, P. Kundu, C. D. Kummerow, "Sampling errors of SSM/I and TRMM rainfall averages: Comparaison with errors estimates from surface data and a simple model," *J. Appl. Meteorol.*, vol. 40, pp.938-954, 2001.
- [46] E.N. Anagnostou, and C. Kummerow, "Stratiform and convective classification of rainfall using SSM/I 85-GHz brightness temperature observations," *J. Atmos. Oceanic Tech.*, vo.14, pp. 570-575, 1997.
- [47] G. Liu, J. A. Curry, and R.-S. Sheu, "Classification of clouds over the western equatorial Pacific Ocean using combined infrared and microwave satellite data," *J. Geophys. Res.*, vol. 100, pp. 811-826, 1995.
- [48] N. Viltard, C. Kummerow, W. S. Olson, Y. Hong, "Combined use of the radar and radiometer of TRMM to estimate the influence of drop size distribution on rain retrievals," *J. Appl. Meteorol.*, vol. 39, pp. 2103-2114, 2000.
- [49] R. W. Spencer, H. M. Goodman, and R. E. Hood, "Precipitation retrieval over land and ocean with the SSM/I: Identification and characteristics of the scattering signal," *J. Atmos. Oceanic Technol.*, vol. 6, pp. 254-273, 1989.
- [50] B. Lin, and P. Minnis, "The temporal variation of land surface microwave emissivities over the atmospheric radiation measurement program southern Great Plains site," *J. Appl. Meteorol.*, vol. 39, pp. 1103-1116, 2000.
- [51] R. M. Welch, S.K. Sengupta, W. Chen, "Cloud field classification based upon high spatial resolution textural features 1. Gray level co-occurrence matrix approach," *J. Geophys. Res.*, vol. 93, pp. 12663-12681, 1988.
- [52] A. S. Jones, and T. H. Vonder Haar, "Passive microwave remote sensing of cloud liquid water over land regions," *J. Geophys. Res.*, vol. 95, pp. 16,673-16,683, 1990.
- [53] J. Miletta, K. B. Katsaros, "Using coincident multispectral satellite data to assess the accuracy of special sensor microwave imager liquid water path measurements," *J. Geophys. Res.*, vol. 100, pp.16333-16339, 1995.

## 9.5 Conclusions

Ce chapitre a permis d'explorer une méthode originale de correction sous-pixel appliquée pour la restitution des précipitations par MW passives. En se limitant à une seule longueur d'onde, le but était évidemment une simplification, mais aussi de se focaliser seulement sur l'apport de la couverture nuageuse sous-pixel. Sans avoir un but opérationnel, cette méthode avait pour principal objectif de montrer le potentiel d'un couplage spatial sur les restitutions par micro-ondes passives. Toutefois, ces estimations doivent être confirmées par un accroissement de la base de données utilisée pour l'apprentissage du réseau de neurones.

Un des inconvénients majeurs de l'approche empirique développée dans le chapitre précédent est la prépondérance des faibles intensités de pluie et donc le manque de fortes valeurs. Une autre façon d'obtenir une large gamme de champs nuageux, est de les modéliser (cf. chap. 3). Il est possible d'aborder la restitution du LWP ou du taux de pluie dans le cadre d'un algorithme physique, c'est à dire basé sur des champs nuageux synthétiques, servant d'entrée à un modèle de transfert radiatif micro-onde. Il nous faut signaler que ce type de méthode nécessite une base de données complète et variée, avant d'être appliquée à des données réelles. Comme les résultats théoriques doivent être comparés avec des données satellites, il faut pour cela, que le code de transfert radiatif soit paramétré au mieux pour rendre compte des TB au sommet de l'atmosphère. Cette approche est encore difficile en l'absence de codes tridimensionnels utilisant la polarisation.

Enfin, il faut souligner que l'un des objectifs, outre l'établissement de climatologies, est aussi d'intégrer les estimations et le type de précipitations dans les modèles numériques de prévision du temps et du climat (Aonashi et al. 2004). Ces estimations peuvent s'intégrer (être "assimilées") dans les modèles de prévision, ou servir à établir leurs limitations et leur précision (Phalippou, 1996; Deblonde et Wagneur, 1997a, b).

## Conclusion sur la Partie III

Les canaux "haute résolution" ont été utilisés pour obtenir la couverture nuageuse sous-pixel. Toutefois, dans un processus complet de restitution, pour garantir l'utilisation de l'algorithme adéquat, et avant même de calculer les taux de pluie, on doit disposer d'une information plus précise, notamment sur le type de nuage en présence. Dans le chapitre 8, les données du Precipitation Radar nous ont évité d'affronter le problème de front. Mais si on s'intéresse, non plus seulement aux précipitations pour lesquelles on aura une réponse radar, mais plus largement à l'ensemble des nuages, il faut trouver une autre solution.

C'est dans cette optique que Aonashi et al. (1996) proposent dans leur algorithme pour les précipitations par MW au-dessus des océans, à la fois une classification en amont et une correction du BFE en utilisant la fraction de pluie. Dans le but de faciliter ce choix d'un algorithme MW, Miller et Emery (1997) ont développé une classification à la fois pour des surfaces terrestres et océaniques. Dans l'introduction de leur étude, ils rappellent clairement l'un des objectifs de la mission TRMM : l'utilisation des données IR et VIS pour établir une classification à la base de la séparation des images suivant le type de précipitation, afin de calculer le taux de pluie par la technique par micro-onde passive la plus adaptée pour le type de précipitation observé : *"The following strategy is therefore proposed for TRMM: use the visible and infrared data to perform a cloud classification that effectively separates the imagery into different types of precipitating systems and then calculate the rain rate using a passive microwave technique that is best suited for the type of precipitating system observed [...]"*

Bauer et al. (1998) font également le lien entre classification nuageuse par IR/VIS et les algorithmes de restitution par MW passives. Ils soulignent qu'un couplage entre les deux doit conduire à de meilleurs résultats. Des mesures simultanées IR/VIS peuvent contribuer à une meilleure classification des régimes de pluie, en particulier si des techniques d'identification des nuages sont incorporées.

Dans la suite de notre étude, nous allons nous intéresser à cette partie classification, en gardant à l'esprit une intégration potentielle dans un processus de restitution; un objectif évoqué dès les débuts du projet TRMM, mais encore peu développé.



*Si tu cherches à comprendre les nuages, ferme les yeux et réfléchis*

Khalil Gibran





## IV. De l'Hétérogénéité à la Diversité

*Dans les parties précédentes, un aspect est revenu de façon récurrente dans notre discussion : c'est celui du problème de la séparation des scènes étudiées suivant le type de nuage. Une classification intégrée dans le processus de restitution par micro-ondes apparaît nécessaire en vue d'estimations plus précises. La classification est abordée ici sous un angle nouveau, ainsi qu'à une échelle encore peu employée pour caractériser les nuages : l'échelle de 100 km ou méso-échelle. A partir des observations par satellites dans l'IR/VIS nous allons voir maintenant que l'hétérogénéité donne aux champs nuageux, à l'échelle régionale, des formes caractéristiques. Dans cette dernière partie, nous proposons un nouvel indice dérivé d'un paramètre utilisé en écologie, pour définir la diversité des écosystèmes, et basé sur une certaine mesure de l'entropie, qui permet la reconnaissance des nuages à partir de l'information spatiale contenue dans les données IR. La méthode de calcul de cet indice ainsi que son application à la classification seront présentées à travers une publication acceptée dans International Journal of Remote Sensing, et intitulée : **"Mesoscale cloud patterns classification over ocean with a neural network using a new index of cloud variability"**.*



## CHAPITRE 10 Hétérogénéités Nuageuses

*I change, but I cannot die*  
*The Cloud, P. B. Shelley, 1820*

Nous venons de voir dans les parties précédentes diverses méthodes utilisées pour déterminer les paramètres nuageux à partir des MW et de l'information spatiale issue des capteurs haute-résolution. Ici, l'investigation du couplage entre les différentes échelles cède la place à l'analyse des caractéristiques à une échelle donnée. Après s'être intéressés à l'hétérogénéité présente à l'échelle des MW, nous allons voir maintenant qu'à une échelle plus grande, l'hétérogénéité prend des formes caractéristiques pour chaque type de nuage.

### 10.1 Des nuages plus ou moins organisés

A première vue, un ciel nuageux peut apparaître chaotique, mais l'observateur discernera souvent un semblant d'ordre mis en évidence par des structures et des formes d'organisations récurrentes (*patterns*). Parfois les nuages forment une couverture continue d'une centaine de kilomètres, par exemple des mouvements ascendants sur de grandes zones; d'autres fois ils sont éparpillés ou isolés révélant des courants ascendants irréguliers avec des espaces clairs entre chacun. Ce sont respectivement des nuages stratiformes et cumuliformes.

Les images satellites révèlent que ces nuages sont souvent formés de groupes (ou *clusters*) géants et organisés sur plus de 1000 km, qui persistent plusieurs jours. Ils sont composés d'unités de **méso-échelle** d'environ 100 km, qui à leur tour contiennent parfois des cellules convectives 1 à 10 km de diamètre. De façon plus fine, on constate des hétérogénéités géométriques : des épaisseurs et des étendues horizontales nuageuses variables, des trous dans les nuages.

Tous les systèmes nuageux, même très différents, sont constitués par divers types d'éléments plus ou moins fragmentés et connectés entre eux à la fois par des flux (matière, énergie) et des zones de ciel clair. Les patterns peuvent être reliés entre eux par des éléments linéaires, des sortes de corridors de ciel clair, bien visibles dans les rues de nuages types cumulus ("cloud streets") (figure 18). La structure horizontale d'un champ nuageux est ainsi l'association spatiale de patterns nuageux séparés par des zones de ciel clair plus ou moins étendues.



FIG. 18 - Rues de cumulus (cumulus street). M. A. Le Mone, Etats-Unis, environ 9000 mètres, 1973 (Atlas International des Nuages, OMM, 1987).

Anderson (1969) reconnaît que les plus petits éléments nuageux visibles dans une image satellite sont soit distribués aléatoirement, soit organisés en formations nuageuses, souvent de méso-échelles avec des régularités dans les patterns. Mais cette organisation relative n'est pas évidente statistiquement, puisqu'une caractéristique importante relève de la hiérarchisation des structures, pouvant apparaître à toutes les échelles (Lovejoy et al., 1993).

## 10.2 Etudes sur la forme

L'objet de certain travaux a été, à partir d'observations, de mieux comprendre, et parfois même d'utiliser les caractéristiques de structure des champs nuageux. Par exemple, Conover (1962, 1963) distingua plusieurs types de **texture**<sup>31</sup>, caractérisant le degré de lissage de la surface des nuages vue par satellite. Il souligne que les différences variant d'une texture lisse ou fibreuse (nuages cirriformes), à des textures irrégulières comme celles des stratocumulus sont dues principalement aux contrastes de méso-échelle dans la structure horizontale des champs nuageux.

Des recherches ultérieures ont mis en évidence une véritable organisation, notamment pour des champs nuageux de type cumulus. Plank (1969) étudie la distribution en taille de ces nuages dans une population définie à partir d'observations aéroportées. L'analyse révèle que la densité des cumulus décroît exponentiellement avec la taille des nuages individuels, qu'il existe une classe définie par un nombre maximum de ces cumulus individuels, et enfin qu'il existe aussi une grande variabilité à la fois dans une même population parfois dans la même journée. Il tente de définir une loi de peuplement pour les champs de cumulus.

Toujours à partir de l'observation faite sur les cumulus, qui se présentent souvent sous la forme de groupements de méso-échelle, appelés "*massif*" (*clumps*), Randall et Huffman (1980) tentent d'expliquer ces formations par une hypothèse postulant que ces groupes de cumulus créent et maintiennent, dans leur environnement proche, des conditions favorables pour le développement successif du même type de nuages.

A partir d'observations photographiques Hozumi et al. (1982) mettent en évidence une distribution en taille des cumulus suivant une loi exponentielle, dépendant directement de la quantité de nuage de la scène étudiée; une conclusion qui rejoint le travail de Plank (1969).

Sengupta et al. (1990) se sont eux aussi intéressés à la morphologie des champs de cumulus à partir des images Landsat. Ils essaient de comprendre les lois d'organisation de ce type nuage, en étudiant la répartition des trous dans ces structures, la distance entre nuages individuels, ou la taille des groupes observés. De leur côté, Weger et al. (1992), Zhu et al. (1992), Weger et al. (1993) et Kuo et al. (1993) ont porté leur effort dans une caractérisation de la nature aléatoire ou plus ou moins organisée de la structure des champs nuageux. Ils mettent tout d'abord en relief la nature controversée des réflexions liées à la nature de la distribution des champs nuageux, rappelant que des études ont montré soit une répartition aléatoire, soit une organisation. Leur principale conclusion confirme l'hypothèse de Ramirez et Bras (1990) - l'hypothèse d'inhibition - (s'opposant à celle de Randall et Huffman), suggérant que la distribution spatiale des cumulus tend soit vers une distribution régulière, soit vers une distribution en *cluster*, ou groupes de nuages individuels, suivant la taille des nuages considérés.

Garand et Weinman (1986) traitent de l'analyse et de la synthèse des images satellites de nuages, et présentent un modèle stochastique pour générer les champs nuageux. Ce modèle mêle information structurelle et stochastique. C'est dans cet article que pour la première fois l'approche méso-échelle est mise en avant. Mais c'est peut être le travail de Garand (1988) qui illustre le mieux l'intérêt d'une reconnaissance des patterns nuageux à méso-échelle. En effet, à travers un algorithme dédié à une classification automatisée des patterns nuageux au-dessus de l'océan, il classe en 20 types des scènes de 128 km × 128 km obtenues à partir des images IR/VIS de GOES. Garand (1993), grâce à la restitution des profils d'humidité à partir des images Météosat et GOES, met une nouvelle fois en relief l'intérêt et l'application potentielle d'une classification à l'échelle régionale (80 km × 80 km et 160 km × 160 km).

Enfin, des études ont été menées en vue d'explorer les propriétés statistiques des champs nuageux et pour quantifier les hétérogénéités, comme par exemple les fonctions de structure (Davis et al., 1997) permettant de définir les propriétés fractales (Duroure et Guillemet, 1990), ou multifractales (Roux et al., 2000).

<sup>31</sup> Cette texture sera traduite notamment par les paramètres introduits par Haralick (1973) (cf. chapitre 5).

Ces considérations sur l'organisation de l'hétérogénéité nous renvoient au problème de la formation des structures nuageuses.

### 10.3 Origine des structures nuageuses

Les nuages ont donc de toute évidence, des formes multiples, et ceci à diverses échelles. Comme les dimensions, la forme, la structure et la texture des nuages sont très influencées par la dynamique, la classification des nuages, qui fut à l'origine purement visuelle, peut maintenant être justifiée de façon physique. En effet, ces caractéristiques spatiales dépendent à la fois de leur altitude, de la stabilité de leur environnement et de la nature des mécanismes qui les ont engendrées.

Les nuages coïncident avec des instabilités dans la couche limite atmosphérique, qui, suivant leur nature, leur donnent des formes remarquables. Ils se développent en réponse à une grande variété de facteurs atmosphériques et/ou topographiques, par exemple l'intensité de la convection, les variations horizontales et verticales de la vitesse du vent, ou la rugosité de la surface de la Terre. Le nuage sert alors de révélateur de ces instabilités. Par exemple, Hubert (1963) a expliqué comment les formes de ces éléments nuageux sont souvent étroitement reliées à la direction et l'intensité des vents. La notion de *pattern* introduit dans la section précédente est donc importante pour identifier à la fois certains types de nuages et pour expliquer les processus physiques qui les produisent.

Les exemples des paragraphes précédents montrent la possibilité de distinguer les champs nuageux de méso-échelle. Ce terme méso-échelle<sup>32</sup> (*mesoscale*) a été introduit par le météorologiste radar Ligda (1951) pour décrire les phénomènes survenant à une échelle intermédiaire entre l'échelle locale et l'échelle synoptique. Au départ, la définition de cette échelle est plus basée sur des considérations pratiques que sur une perception claire de l'existence d'échelles spatiales bien définies dans l'atmosphère. Comme nous l'avons dit précédemment, le problème de l'échelle reste difficile à appréhender. La question est de savoir si la reconnaissance de champs relève d'une échelle particulière, remarquable de la structure nuageuse. En d'autres termes, existe-t-il une échelle préférentielle ? Pour répondre à cette question il faut se tourner du côté de l'analyse multifractale et des propriétés d'autosimilarité<sup>33</sup>.

La variabilité horizontale du contenu en eau liquide nuageuse présente des propriétés d'invariance d'échelle, depuis la dizaine de mètres jusqu'à la centaine de kilomètres (Davis et al. 1996). De plus, les formes géométriques rencontrées dans les champs nuageux présentent des propriétés d'autosimilarité pour des échelles comprises entre l'échelle des cellules convectives (~10 km) et 1000 km (Lovejoy, 1982).

De telles propriétés dépendent-elles de l'échelle et de la nature du champ nuageux ? Lovejoy et al. (1993) soutiennent la théorie de propriétés de "scaling" à n'importe quelle échelle; Duroure et Guillemet (1992) obtenaient - sur des échantillons individualisés - des changements de comportements dus aux échelles internes différentes dans le cas de stratocumulus et de cumulus développés.

Concernant cette organisation à l'échelle régionale, il est intéressant de revenir ici sur l'hypothèse de Randall et Huffman (1980) au sujet de l'origine et du maintien des conditions pour le développement des nuages (cf. paragraphe 10.2). Cette hypothèse rejoint le concept d'auto-organisation, introduit par Prigogine<sup>34</sup> dans sa théorie des "structures dissipatives". Pour résoudre le problème de la stabilité des systèmes opérant loin de l'équilibre, Prigogine

<sup>32</sup> Pour voir les utilisations et applications de cette échelle on peut consulter *Mesoscale Meteorology and Forecasting*, Peter S. Ray Ed., AMS (1986).

<sup>33</sup> Les structures fractales sont auto-similaires : un détail grossi est similaire au tout. En particulier, elles présentent des détails à toutes les échelles. En conséquence, la mesure qu'on peut en faire dépend de l'échelle à laquelle on les observe. Ces structures auto-similaires ont été baptisées fractales par Mandelbrot (1977).

<sup>34</sup> <http://nobelprize.org/chemistry/laureates/1977/index.html>

s'intéressa au phénomène de la convection, et particulièrement à l'instabilité de Bénard, que l'on connaît aujourd'hui comme un cas typique d'auto-organisation.

Grâce à l'analyse détaillée des cellules de Bénard, il démontra qu'en s'éloignant toujours plus de l'équilibre, le système atteint un point critique d'instabilité qui déclenche l'émergence d'un pattern hexagonal ordonné. L'instabilité de Bénard offre un exemple spectaculaire d'auto-organisation. Le non-équilibre qui est maintenu par le flux continu de chaleur passant dans le système, crée un pattern spatial complexe. De plus, l'émergence des cellules de Bénard ne se limite pas à des expérimentations de laboratoire, mais se produit également dans la nature (figure 19), et ne peut être observé qu'à partir d'une certaine échelle.

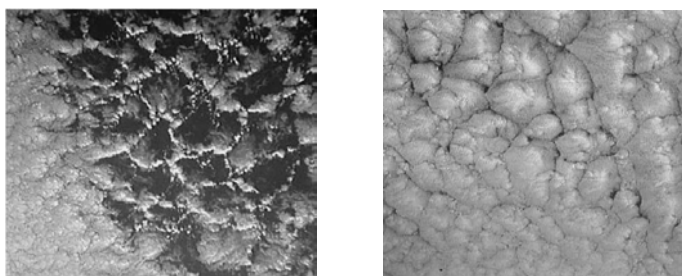


FIG. 19 - Patterns nuageux associés à la convection (images METEOSAT)

On ne peut comprendre l'origine de ces structures qu'en se penchant sur les mécanismes de leur formation. Par exemple, les structures fractales semblent souvent celles permettant au mieux de réconcilier les lois microscopiques d'organisation (diffusion ...) et les contraintes macroscopiques (conditions aux bords ou les flux de matière), mais ces questions dépassent le cadre de cette thèse.

## 10.4 Classifications nuageuses

*It is critical not only to determine cloud cover, but also to distinguish cloud type*  
Welch et al., 1988

*... not only is cloud type important in classification studies but also the subspecies ...*  
Welch et al., 1988

La première classification scientifique des nuages a été faite au début de 19<sup>ème</sup> siècle, à une période où aucun des processus de formation n'étaient clairement identifiés. Néanmoins, le français Lamarck en 1802 et l'anglais Howard l'année suivante reconnaissent trois formes fondamentales et quelques autres plus secondaires. Howard a considéré que les autres formes significatives dérivent des trois formes de base par transition ou association. Renou en étend cette classification en 1855 et lance l'idée de l'altitude du nuage comme base de sa classification. Les nuages pouvaient être alors divisés en trois catégories selon le niveau caractéristique d'apparence : nuages bas, nuages de niveau intermédiaire, et nuages élevés.

En 1887, Abercromby montre la tendance très nette pour les nuages à se former à trois niveaux bien définis. En 1891, une conférence météorologique internationale adopte la classification et produit en 1896 un atlas des nuages. A partir de là, cette classification a été officiellement adoptée par tous les services météorologiques. Seulement quelques amendements mineurs ont été faits à l'occasion; les plus récents datant de 1956 et 1987.

Les météorologues ont ainsi identifié un nombre limité de formes caractéristiques en fonction de l'altitude et des conditions de formation. Les espèces de nuages se rapportent à l'une ou plusieurs des caractéristiques suivantes : la forme (nuages en banc, en couches, en nappes, en voile, etc.), la dimension (surface des éléments constitutifs, extension verticale, etc.).

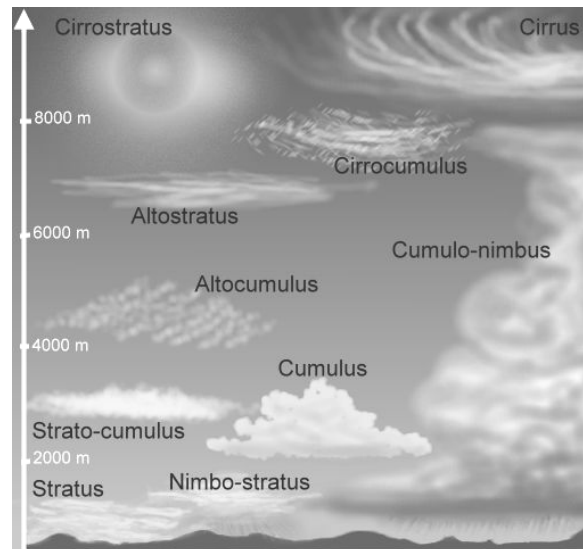


FIG. 20 - Les principaux types de nuages suivant leur altitude de base.

L'altitude sépare les nuages les plus bas, souvent plus épais, constitués d'eau liquide, des nuages de glace généralement plus fins et diffus. L'observation de particularités dans la forme des nuages et de différences dans leur structure interne, a conduit à subdiviser la plupart des genres de nuages en espèces. La classification des formes caractéristiques qui a été établie, comporte une subdivision en genres, espèces et variétés. Il existe 10 groupes principaux (figure 20), appelés genres, qui s'excluent mutuellement, c'est à dire qu'un nuage ne peut appartenir qu'à un seul genre : 1. Cirrus, 2. Cirrocumulus, 3. Cirrostratus, 4. Altocumulus, 5. Altostratus, 6. Nimbostratus, 7. Stratocumulus, 8. Stratus, 9. Cumulus, 10. Cumulonimbus. On trouvera cette classification officielle en dix genres principaux dans l'Atlas international des nuages publié par l'Organisation Météorologique Mondiale (OMM, 1987).

### 10.5 Observation des nuages par satellite

La physique de l'atmosphère, la télédétection en particulier, comme les autres sciences, est tributaire de la technique. Les phénomènes étudiés nécessitent des moyens d'observation adaptés aux questions posées ainsi qu'aux différentes échelles spatiales et temporelles concernées. Au cours des dernières décennies, les avancées dans le domaine de l'instrumentation, en particulier, la télédétection spatiale, ont permis **l'accès aux grandes échelles d'observation**. Les physiciens de l'atmosphère ont pendant longtemps travaillé à l'échelle locale. Puis, le développement des moyens d'observation spatiaux a profondément modifié l'échelle et la fréquence des mesures envisageables, ainsi que les méthodes de travail. Les satellites d'observation sont maintenant indispensables pour mettre en évidence les changements dans l'occupation et l'organisation de la couverture nuageuse. Les satellites ont ainsi permis d'atteindre un nouveau niveau de perception des nuages et grandement accru l'intérêt scientifique au sujet de l'organisation nuageuse aux échelles moyennes et synoptiques, précisément celles où les études "*pré-satellites*" étaient incomplètes.

Il faut rappeler ici que des différences existent entre l'observation par satellites et l'observation depuis la surface. Un satellite est incontestablement en mesure d'acquérir une connaissance plus complète de la répartition horizontale des nuages, de leur structure et de l'aspect de leurs régions supérieures.

Lorsqu'on observe les nuages par satellite (cf. Scorer, 1986), on observe des hétérogénéités sur une grande gamme d'échelles. L'aspect des champs nuageux dépend alors essentiellement de la nature, des dimensions, du nombre et de la répartition dans l'espace



de ses particules constitutives (nuages isolés, groupes); il dépend aussi de l'intensité du rayonnement reçu par le nuage, ainsi que des positions relatives du satellite et de la source du rayonnement par rapport au nuage.

Dans le spectre visible, la luminance reçue ne dépend que de la réflectivité du nuage. Cette réflectivité dépend de la composition du nuage (gouttelettes d'eau, cristaux), et de son épaisseur. Ainsi, des nuages constitués de cristaux de glace épais, apparaîtront blancs. Dans l'infrarouge thermique, que nous utiliserons par la suite, plus un nuage a un sommet élevé, plus la température du sommet est basse. Le radiomètre mesure alors l'émittance, qui est ensuite convertie en luminance, et éventuellement en température. Ainsi les images infrarouges peuvent permettre la détermination des types (ou genres) des nuages grâce à la séparation en différents niveaux d'altitude et ce, grâce à la température.

## 10.6 Principes d'une classification nuageuse par satellite

Les nuages sont en perpétuelle évolution et se présentent, comme pour les observations à partir du sol, sous une infinie variété de formes. Il est possible, cependant, de définir un nombre limité de formes caractéristiques, que l'on peut observer fréquemment en toute partie du globe, et qui permettent de classer les nuages en différents groupes.

Comme les champs nuageux sont vus par les satellites à différents angles et à différentes échelles, il n'est pas surprenant que l'identification des types de nuages sur les images satellites ne soit pas simple. Trois faits contribuent à ce problème :

1. Les composants individuels de beaucoup de types nuageux sont trop petits pour la résolution des radiomètres courants. Ainsi, des comparaisons attentives sont requises pour établir quel champ nuageux observé par satellite correspond à quel type de nuage spécifique classé par avion ou à partir du sol.
2. Il faut interpréter des représentations en deux dimensions en termes de formes tridimensionnelles.
3. Les nuages vus depuis l'espace, spécialement les nuages multicouches, se présentent souvent avec une apparence composée. Souvent il n'est pas possible de donner avec suffisamment de confiance la contribution des couches nuageuses élevées, moyennes ou basses au champ nuageux dans son ensemble.

La classification des nuages en télédétection consiste en une reconnaissance des réflectances pouvant être automatique. L'algorithme utilisé pour classer l'image va effectuer des regroupements de pixels en fonction de leurs similitudes. Il est ainsi possible d'identifier les différents thèmes d'une image (eau, ciel clair, océan...etc.). On peut aussi effectuer une classification sur un nombre important de canaux, la rapidité des traitements diminuant avec le nombre d'informations à traiter.

C'est en reliant les types de nuages à la texture, la forme (pattern), l'espacement, et la brillance, que Conover (1962, 1963) développe la première méthode pour déterminer les types de nuages à partir de la caméra du satellite TIROS. Peu après, Conover (1964) propose une classification des nuages orographiques grâce à des paramètres de forme (cumuliforme ou fibreux par exemple), de brillance et de taille. Cette interprétation des images satellites conduit à une séparation en divers types de nuages suivant leur altitude, et leur épaisseur.

Depuis, les techniques se sont développées avec l'utilisation de diverses méthodes de calcul pour extraire les caractéristiques. Les très nombreuses méthodes de classification sont divisées en deux catégories : les classifications non supervisées, c'est à dire complètement automatisées et les classifications supervisées pour lesquelles l'utilisateur définit en entrée un certain nombre de paramètres d'ordre spatiaux ou thématiques. Dans le cas des classifications non supervisées, l'utilisateur ne rentre qu'une quantité limitée de paramètres. Les choix de l'utilisateur portent par exemple sur le nombre de classes souhaitées ou le seuil à partir duquel

l'ordinateur peut considérer que la classification est terminée. Pour des classifications supervisées, l'utilisateur va guider l'ordinateur en lui fournissant des informations d'ordre thématique ou spatial. Ce type de classification nécessite donc un minimum de connaissances sur les phénomènes et les zones étudiés. Cette méthode donne des résultats souvent bien meilleurs, mais est plus longue et peut être taxée d'une certaine subjectivité.

Cependant, il n'y a pas de méthode unique et universelle pour classer les nuages. Le succès d'une telle approche se mesure à sa capacité de répondre aux objectifs scientifiques que l'on s'est assigné, ce qui oblige tout d'abord à réfléchir sur les échelles d'étude, les buts recherchés et la définition des critères sélectionnés. Il n'en reste pas moins qu'il existe une forte demande (météo, armée ...etc.) de classifications des nuages par satellites comme l'atteste l'abondante littérature à ce sujet depuis la fin des années soixante.

Pour une revue des différentes méthodes de classifications nuageuses, on pourra consulter Parikh (1977) ou plus récemment la thèse de doctorat de Rafaëlli (1995). Nous rappellerons ici seulement les deux principales classification de méso-échelle, c'est à dire celle de Garand (1988) qui propose la discrimination de différentes classes à partir de 13 caractéristiques représentant la hauteur, l'albédo, la forme ou la nature multicouches des nuages (figure 21); puis la classification des patterns nuageux de méso-échelle dans les images IR de Carvalho et Dias (1998) à partir de la mesure des propriétés fractales basée sur l'hypothèse de l'existence de lois d'échelles spécifiques aux systèmes nuageux et de leur organisation multi-échelle.

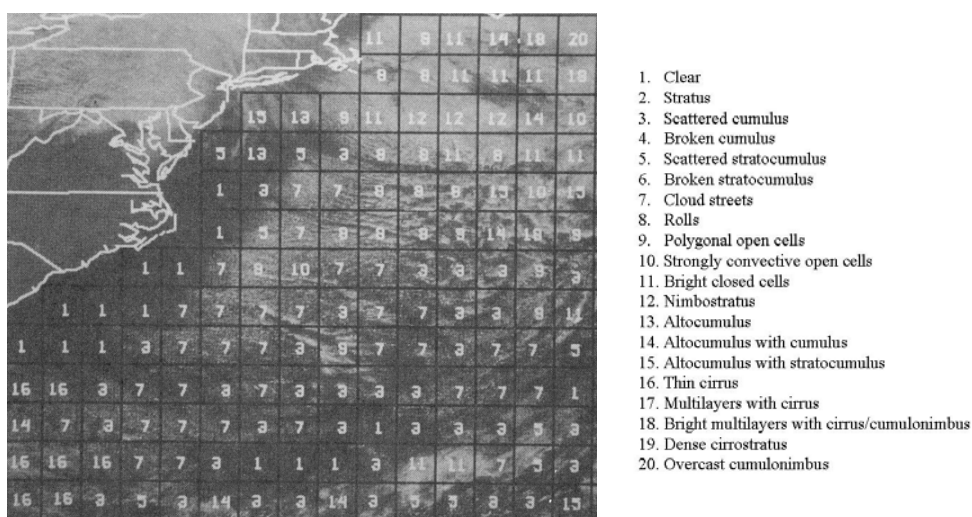


FIG. 21 - Application de la classification méso-échelle proposée par Garand (1988). La correspondance entre les chiffres et les types de nuages figure sur la droite.

Ces deux études montrent la possibilité d'une approche de la classification nuageuse sous l'aspect de la reconnaissance des structures de méso-échelle, c'est cette approche que nous allons suivre dans le chapitre suivant.



## CHAPITRE 11 L'Indice de Diversité

*A crucial issue is cloud identification  
Lee et al., 1990*

*Satellite images reveal that cloud fields, even at the scale of 100 km × 100 km areas (mesoscale), are not always organized in a random fashion. They commonly present well-defined structures [...]*

*Garand et Weinman, 1986*

*Le chapitre précédent a montré les nuages comme des systèmes complexes, organisés et dynamiques dans l'espace. Notre approche vise à classer les grands types de nuages, à partir d'images satellitaires, par une méthode simple et rapide, qui caractérise des invariants à l'échelle régionale, c'est à dire des patterns communs sur une échelle d'une centaine de kilomètres. Il s'agit, à partir de données IR de haute résolution, de définir un nouvel indice correspondant à un niveau d'organisation global. Nous proposons ici une méthode basée sur l'utilisation de cet indice méso-échelle et des réseaux de neurones, permettant une classification à une échelle encore peu utilisée.*

### 11.1 Introduction

Tout au long de l'histoire de la science, il a existé une certaine tension entre l'étude de la matière et de la forme. En simplifiant on peut dire que l'étude de la matière commence avec la question suivante : "De quoi cette chose est-elle faite ?", et l'étude de la forme avec la question : "quel est son pattern?". Telles sont les deux approches très différentes qui se sont opposées.

Comme l'ont montré les travaux précédents, une étude approfondie des systèmes nuageux doit reposer sur la synthèse de ces deux approches : l'étude de la matière (ou structure) et l'étude de la forme (ou pattern). Après avoir mesuré dans les deux chapitres précédents l'importance de cette dernière notion pour l'étude régionale des nuages, nous tentons maintenant de répondre à la question suivante : comment identifier les patterns de méso-échelle pour chaque grand type de nuage ?

Si la description physique de notre environnement consiste souvent à relier quelques grandeurs essentielles par des lois, des grandeurs identifiées à partir de l'observation, d'expériences et de vérifications à posteriori, une difficulté fréquente est de relier les propriétés d'un système observé à une échelle donnée, à celles des échelles inférieures et supérieures. En général, on sépare les échelles en moyennant les grandeurs sur les échelles inférieures et en traitant comme des constantes les grandeurs variant sur des échelles supérieures. Cependant, de telles descriptions ne sont pas toujours utilisables, par exemple dans les situations où de multiples grandeurs physiques entrent en jeu.

Il existe d'autres méthodes parmi lesquelles l'utilisation d'indices. Nous allons voir que c'est l'utilisation d'une méthode de ce type qui va permettre la caractérisation des patterns nuageux d'échelle régionale.

### 11.2 Les indices en télédétection

Pour réduire la somme d'informations ou bien mettre en évidence des thèmes particuliers (nuages, sols, végétation...etc.), la télédétection a parfois recourt à des indices. Ces indices sont généralement utilisés en termes d'analyses multivariés c'est à dire pour des traitements élaborés à partir de plusieurs canaux. Par exemple, l'indice de végétation

normalisé (NDVI<sup>35</sup> pour Normalized Difference Vegetation Index) consiste à soustraire au canal infrarouge (où la couverture végétale a de fortes réflectances) le canal rouge (où les surfaces minéralisées ont de fortes réflectances).

Plusieurs indices ont été proposés à partir des mesures micro-ondes passives. On peut citer l'indice PCT, lié à l'intensité du signal MW (Spencer et al., 1989; Liu et al. 1993); l'indice VI (indice de variabilité à 85 GHz relié à la fraction de précipitation stratiforme) et l'indice C/S, relié à la fraction convective (Hong et al., 1999); l'indice mensuel de précipitations (Wilheit et al. 1991), GPI (GOES Precipitation Index) (Arkin et al., 1994; Xu et al., 1999). A plus grande échelle, l'étude des grandes masses d'air, de la distribution des précipitations, ou des changements climatiques a aussi conduit à divers indices comme le TSI (Temporal Synoptic Index) (Kalkstein et al., 1987) ou le SSI (Spatial Synoptic Index) (Kalkstein et al., 1996).

Bien qu'ils nous renseignent sur l'état de l'atmosphère, ces divers indices, soit ne sont pas vraiment applicables à notre problème, car leur utilisation à notre échelle impliquerait un processus de moyenne qui risque de nous faire perdre une grande part de l'information, soit font appel à des variables qui ne sont pas utilisables pour décrire le couvert nuageux.

### 11.3 L'Indice de Diversité, *DI*

D'autres disciplines ont aussi mené des recherches pour caractériser l'hétérogénéité. Par exemple, en écologie, une façon de caractériser la diversité spécifique dans un écosystème est de quantifier l'information qu'elle apporte, au sens de la théorie de l'information<sup>36</sup>. Plus précisément, on emploie l'indice de diversité de Shannon-Weaver afin de mesurer la diversité dans des communautés biologiques en rassemblant, dans un indice global, l'estimation de la richesse en espèces et celle de la plus ou moins grande "régularité" de la répartition des individus entre les espèces (Magurran 1988).

Comme le souligne récemment Cornet (2003), la caractérisation des paramètres nuageux à l'échelle globale, ne doit pas se faire obligatoirement en considérant chaque pixel nuageux individuellement mais peut être plutôt en recherchant des caractéristiques générales selon les zones régionales. Cependant, malgré les études présentées précédemment, notre connaissance sur l'organisation spatiale des champs nuageux est encore assez limitée.

Nous l'avons vu, les images saisies depuis l'espace mettent en évidence des organisations nuageuses qui s'étendent parfois sur des milliers de kilomètres. Comment, caractériser à partir des satellites, de façon simple ces ensembles nuageux à l'échelle régionale ? C'est la question principale à laquelle on tente de répondre dans la suite de ce chapitre, sous forme d'un article.

La classification requiert un modèle, aussi primitif qu'il soit, c'est à dire une idée que l'on se fait de l'ordre des choses. Une fois construite, elle sert de base à une progression vers l'énoncé des lois alors explicitement, souvent sous forme d'une expression mathématique et quantitative. Ici, à partir de l'hypothèse d'une organisation de méso-échelle, nous avons choisi de caractériser ces patterns nuageux par un indice.

On pourrait penser que vu la variété des patterns nuageux à une échelle sub-synoptique, leur classification ne peut être qu'incomplète. Toutefois, l'utilisation d'un indice est basée sur l'hypothèse que les nuages ne présentent pas un nombre infini de formes, mais malgré leurs riches variétés, sont composés d'un petit groupe de formes de base qui peuvent se répéter sur une grande gamme d'échelles (Barrett, 1968).

<sup>35</sup> Voir par exemple Myneni et al. (1995)

<sup>36</sup> Nous reviendrons sur cette notion d'information à la fin de ce chapitre.

## 11.4 Résumé de l'article

Dans l'introduction, nous allons revenir sur l'importance de la caractérisation des nuages, notamment du point de vue du bilan radiatif. Nous rappelons les principales études, qui se sont intéressées à la reconnaissance de l'organisation des champs nuageux, en particulier à l'échelle d'une centaine de kilomètres. Les références de plusieurs procédures de classification sont également rappelées. Le but de cet article est de déterminer la faisabilité d'une classification nuageuse à méso-échelle en utilisant des températures de brillance IR issues de satellites. Le domaine spectral (IR thermique) a été choisi ici, car il est à la base de nombreux travaux de classification, et qu'il permet une application de jour comme de nuit.

Ce travail est motivé par la recherche d'un paramètre, ici sous forme d'un indice, indépendant d'une hypothèse de distribution, et capable de caractériser les scènes nuageuses à moyenne échelle. L'objectif est donc d'obtenir les grandes unités d'une scène à partir d'images satellites par une méthode simple, pouvant être automatisée.

A l'échelle du groupe de nuages, le problème de l'hétérogénéité spatiale se pose d'une manière différente de l'échelle du pixel. Ceci est dû au fait qu'à cette échelle il faut tenir compte de l'alternance et du mélange des zones de ciel clair et des nuages, un problème qui n'existe pas pour des analyses locales.

Nous présentons un nouvel indice, l'indice de diversité - *DI* (pour Diversity Index), adapté de l'indice de Shannon-Weaver basé sur une formule faisant intervenir l'entropie d'information et utilisé en écologie pour caractériser la diversité des écosystèmes. D'autres travaux récents ont adapté des méthodes statistiques utilisées en biologie ou dans d'autres disciplines, à des études en physique de l'atmosphère, en particulier pour la classification des nuages suivant la phase des hydrométéores (Jourdan et al. 2003) ou pour l'analyse des précipitations (Primo et al., 2004).

Nous verrons que pour obtenir cet indice deux étapes principales sont nécessaires : superposer à la scène étudiée un maillage de base de 8 km × 8 km, puis calculer l'écart-type des radiances IR à 11 µm dans chaque maille. Ce découpage de la scène en grilles permet de distinguer des informations impossibles à voir par une analyse de plus petite échelle, un avantage déjà souligné par Kittler et Pairman (1985).

Le niveau d'organisation élémentaire retenu est donc celui du groupe de pixels (8 km × 8 km). Pourquoi prendre 8 km plutôt que 4 ou 10 km ? En réalité notre choix n'est pas arbitraire et se base sur le travail de Chang et Coakley (1993) au sujet d'un lien possible entre les couvertures nuageuses locales et régionales :

*"When the regional cloud cover (60-250 km) was small, the cloud cover in partially covered imager pixels was also small; likewise, when the regional cloud cover was large, the cloud cover in partially covered imager pixels was also large. This connection between regional scale cloud cover and 4-to 8-km pixel scale cloud cover suggests a link between large-scale fields which govern the regional cloud cover and small-scale disturbances to the large-scale fields, which must govern the pixel scale cloud fraction (Chang et Coakley, 1993).*

A partir de cette hypothèse sur un lien entre couvertures nuageuses à différentes échelles, par extension, nous avons fait l'hypothèse qu'il existe aussi un lien entre la variabilité locale et régionale.

Pour étalonner cet indice, les données utilisées sont celles du radiomètre IR/VIS AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer), embarqué sur les plates formes de la (NOAA) National Oceanic and Atmospheric Administration. Ces satellites sont placés sur une orbite quasi-polaire héliosynchrone, à une altitude nominale de 870 km. Cet instrument est constitué d'un radiomètre à balayage fournissant des images avec une résolution d'environ 1 km dans 5 bandes de longueurs d'ondes dans le visible, le proche infrarouge et l'infrarouge. De par leur orbite et leur altitude, les satellites NOAA offrent au capteur AVHRR la possibilité de couvrir tous les jours la quasi totalité de la surface du globe.

Dans un deuxième temps, cet indice, ainsi que l'écart type de la température de brillance à 11  $\mu\text{m}$ , mais cette fois pour la scène entière de 128 km, servent ensemble de paramètres d'entrée pour un algorithme de classification supervisé basé sur les réseaux de neurones. Le processus utilise et relie la variabilité présente à deux échelles différentes : la première à l'échelle du groupe de pixel (à l'échelle du nuage) et l'autre à l'échelle régionale (du système nuageux).

La méthode retenue est basée sur une classification par un réseau de neurones à apprentissage de type "perceptron multi-couche" (cf. chapitre 8). Pour fonctionner, ce type de réseau doit subir au préalable une phase d'apprentissage consistant à lui présenter des données typiques. Nous avons créé une base de données de 250 images issues de scènes nuageuses classées par une méthode de référence (analyse d'experts en classification). Par leur configuration, les neurones sont activés et fournissent une réponse depuis la couche d'entrée vers la couche de sortie. Les réponses du réseau (des neurones de la dernière couche) fournissent alors des cartes de probabilité d'appartenance de ces classes au regard des différentes classes apprises.

Nous présentons en dernière partie de cet article une brève application à l'étude de la variabilité des nuages au-dessus d'une région de l'Océan Pacifique. Pour cette application, ce sont les données du radiomètre MODIS (Moderate Imaging Spectroradiometer System), dans l'infrarouge thermique, qui seront utilisées.

**11.5 Publication<sup>37</sup>****Mesoscale Cloud Patterns Classification Over Ocean With a Neural Network Using a New Index of Cloud Variability****D. Lafont***Laboratoire de Météorologie Physique, CNRS, Université Blaise Pascal  
Observatoire de Physique du Globe de Clermont-Ferrand, France***O. Jourdan***Institute of Environmental Physics  
University of Bremen, Bremen, Germany*

and

**B. Guillemet***Laboratoire de Météorologie Physique, CNRS, Université Blaise Pascal  
Observatoire de Physique du Globe de Clermont-Ferrand, France*Submitted to *International Journal of Remote Sensing*, October 2004**Abstract**

The purpose of this study is to determine the feasibility of a mesoscale ( $< 300$  km) cloud classification using infrared radiance data of satellite-borne instruments. We present a new method involving an index called the diversity index ( $DI$ ), derived from a parameter commonly used to describe ecosystem variability. In this respect, we consider several classes of value ranges of standard deviation of the brightness temperature at  $11\ \mu\text{m}$  ( $\sigma_{BT}$ ). In order to calculate  $DI$  for  $128 \times 128\ \text{km}^2$  grids, subframes of  $8\ \text{km} \times 8\ \text{km}$  are superimposed to the satellite image, and then  $\sigma_{BT}$  is calculated for all 256 subframes and assigned to one of the classes. Each observed cloud pattern is associated with an index characterized by the frequency of  $\sigma_{BT}$ -classes within the scene, representative of a cloud type. Classification of different clouds is obtained from Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR)-NOAA 16 data at  $1\ \text{km}$  resolution. Stratus, stratocumulus and cumulus are specifically recognized by this window analysis using a  $DI$  threshold. Then, a six-class scheme is presented, with the standard deviation of the infrared brightness temperature of the entire cloud scene ( $\sigma_c$ ) and  $DI$  as inputs of a neural network algorithm. This neural network classifier achieves an overall accuracy of 78% for 6 a six-class scheme, and 79% for three-class, as verified against the analyses of nephanalists. As an application of the proposed methodology, regional cloud variability over Pacific is examined using cloud patterns derived from the Moderate Imaging Spectroradiometer System (MODIS) carried aboard Earth Observing System (EOS) Terra polar orbiter platform, for February 2003 and 2004. The comparison shows regional change in monthly mean cloud types, associated with 2003 El Niño and 2004 neutral events. A significant increase in the occurrence of convective clouds (+15%) and a decrease in stratiform clouds (-10%) are observed between the two months.

<sup>37</sup> Lafont et al. (2004)



## 1. Introduction

Satellite remote sensing is the most effective method for investigating spatial and temporal variations of clouds properties. In particular, information related to cloud type is essential when dealing with climatological problems (Schiffer and Rossow 1983, Stowe *et al.* 1988). Indeed, cloud arrangement is of great importance for practical applications, since different cloud patterns and types can lead to very different values of radiative fluxes. Welch and Wielicki (1984) have showed that gaps between clouds modify the reflectivity properties, and that different cloud patterns, with the same fractional coverage and water content, can produce very different radiative fluxes. Thus, accurate observations of cloud cover in space are important to determine quantitatively the magnitude of clouds radiative forcing (Poetzscheffter *et al.* 1995, Inoue and Ackerman 2002). Clearly, cloud inhomogeneities and cloud spatial patterns are important variables (Sengupta *et al.* 1990), and the estimation of the spatial inhomogeneity, and more specifically, the degree to which the earth's cloud cover is structured and organized remains an important issue in cloud study.

Satellite images (Scorer 1986) highlight that cloud fields are spatially organized in recognizable mesoscale morphologies (Garand 1988, Carvalho and Dias 1998), which may reveal specific information on the physical state of the atmosphere. The clouds in a satellite picture are either quite randomly distributed or organized into mesoscale cloud formation with some regularity of pattern (Plank 1969, Kuo *et al.* 1993). Such patterns are important both for identifying certain cloud types and for explaining the physical processes that produce them.

The structures in cloud fields (layers, cloud free areas inside ...etc) result from interactions between the cloud itself and the ambient atmosphere. Usually, traditional statistical measures, such as fractional coverage, size distributions of cloud elements, and mutual distances between them are used to describe these cloud fields, in particular to model their radiative properties.

Practical considerations limit representation of this cloud variability in global climate and weather forecast models to spatial scales larger than about 100-300 km. Since the relationship between cloud properties and radiative fluxes is not linear, the presence of cloud variability at smaller scales (we call scales < 300 km, mesoscale) creates biases in the modelled radiative fluxes. To correct these inhomogeneity effects, climate models use the property of fractional coverage, but it is essential not only to determine cloud cover, but also to distinguish cloud type (low, middle and high) and cloud subspecies (e.g. stratocumulus, stratus ...etc.). Therefore the developpement of more methods to consider additional large-scale cloud parameters from satellites is important to improve our comprehension of light interactions in the atmosphere system through radiative processes.

For mesoscale studies the scale of analysis should be compatible with the structure of cloud patterns. In their work on image modelling of cloud field, Garand and Weinman (1986) found that this scale should be between 100 and 250 km. Such scale is large enough for mesoscale pattern to be recognizable, and small enough to insure a high probability of homogeneity of the cloud type. From these considerations, the scale of analysis employed in this study is 128 km, a scale similar to that of climate models. The strategy of this study is to provide a simple index for regional cloud studies depending on a limited number of parameters characterizing cloud fields.

Usually, taking advantage of multispectral radiometers, standard cloud algorithms rely on multispectral signatures to identify high, medium and low clouds. To date, most of cloud classification schemes apply a bispectral approach with a combination of infrared (IR) and visible channels (VIS) (Tsonis 1984, Inoue 1987, Rossow and Shiffer 1991). Other methods

use cloud liquid water path derived from microwave channels (Alishouse *et al.* 1990, Liu and Curry 1992, Liu and Curry 1993, Greenwald *et al.* 1997), or combined infrared and microwave satellite data (Liu *et al.* 1993, Masunaga *et al.* 2002). In these classical methods the main cloud types are separated according to height (by reference to IR values) and thickness (by reference to the VIS values). However, most of these schemes have difficulties in distinguishing particular subspecies cloud types often classifying cloud merely as high, medium or low. A mixture of feature types has been shown on other examinations (Chen *et al.* 1989, Ebert 1987, Garand 1988, Key 1990, Lee *et al.* 1990, Gu and Duncan, 1991, Welch *et al.* 1992, Arai, 1993, among other) to provide higher classification accuracies than the use of a single or a bispectral type. A review of the available schemes is provided by Pankiewicz (1995). Although textural features (Ebert 1987, Welch *et al.* 1988, Kuo *et al.* 1989, Bankert 1994, Christodoulou *et al.* 2003) can be used to classify cloud subclasses, a drawback of this pixel-by-pixel method, is that it cannot detect mesoscale cloud pattern (Garand 1988). In fact, although useful at a local scale, many of these procedures are less efficient in regional applications.

Many classifications methods have been conducted, but few have been devoted to the mesoscale. However in the visual observations of satellite images, clear differences usually appear in mesoscale spatial distribution of the main cloud types, specially between scattered cumulus, composed of a large number of clouds or cloud groups and more homogeneous stratiform clouds (Cho 1978, Hozumi *et al.* 1982). Both theoretical and observational evidences have been presented to support cloud field clustering in some cases and cloud field regularity in other cases (Parker *et al.* 1986, Weger *et al.* 1992, Zhu *et al.* 1992, Weger *et al.* 1993). Synoptic analyses have been successfully developed (Lau and Crane 1995), but these are most useful when describing weather types or air masses within an area up to few thousand kilometres squared. The fact that organizations within the earth's atmosphere are not infinite in form despite their rich variety in detail, but are composed instead of small group of basic shapes which may recur across a wide range of scales raises the question: "Can we translate these observations in a statistical way?"

The work is motivated by the search for an index, independent of a distribution hypothesis, and able to give indications on the nature of cloudy scenes of mesoscale. To this aim, we use an analogy with a parameter used in ecology and measuring diversity. Indeed, different statistical methods have been introduced to characterize the diversity of ecosystems. One of these methods is the so-called Shannon-Weaver diversity index (Magurran 1988), which is based on the frequency of occurrence of species in a given ecosystem.

This new methodology, classifying cloud strictly on the basis of spatial infrared brightness patterns derived from a single channel is a conceptual reversal of schemes that use a combination of different channels or sensors. Indeed, only few investigations are concerned with the potentiality of a single-channel spatial classification scheme. Only Welch *et al.* (1988) and Lee *et al.* (1990) have presented a classification based on textural features alone, derived from a single near-infrared channel and visible channel respectively.

The objective of the present study is to investigate the application of a combined *DI*-neural network approach to the cloud classification at mesoscale. As will be shown later in the paper, the neural network classifier only using a single-channel infrared imagery will allow an accurate characterization of cloud pattern in a simple form, without the explicit cloud top temperature or cloud top pressure information.

The paper is organized as follows. Section 2 describes the data. Section 3 introduces the concept of the diversity index. Section 4 presents the analysis of low-level clouds by means of the diversity index and describes the neural network approach applied to the cloud classification. As an application of this method, we compare in section 4c observed cloud patterns associated with two climatic events. Finally, some conclusions and further remarks are given in section 5.

## 2. Data

For this work we have used a database of cloud patterns representative of different cloud types at 1 km resolution obtained from AVHRR-NOAA 16 between June 2003 and February 2004 over ocean. Six different types of cloud patterns are used: stratus (ST), stratocumulus (SC), cumulus (CU), altocumulus (AC), cumulonimbus (CB) and cirrus (CI). The cloud fields are obtained from random grids of  $128 \times 128$  pixels within AVHRR scenes, giving 40 test grids for a given cloud type. Figure 1 provides examples of infrared images for six different cloud types. Stratus field (figure 1a) is recognizable by its smooth texture and is arranged in a uniform, featureless layer of cloud. Stratocumulus (figure 1b) are characterized by a layer of patches composed of masses arranged in groups, lines or waves and having a soft, grey appearance. Cumulus (figure 1c) are detached, dense, clouds typically formed by clouds of width limited to few kilometres and often with streets and rolls, both obviously directional patterns. For convective regions, one would expect either highly inhomogeneous cloud situations with a large part of clear sky, or overcast scenes (figure 1e). Even worse still, from the point of view of a 1-km resolution radiometer, clouds are frequently broken or discontinuous, but we will not take into account this subpixel heterogeneity. In section 4 we shall try to identify clouds comparing *DI* with well identified cloud types obtained from the cloud mask of the CMS (Centre de Météorologie Spatiale) and visual inspection of satellite images by cloud specialists.

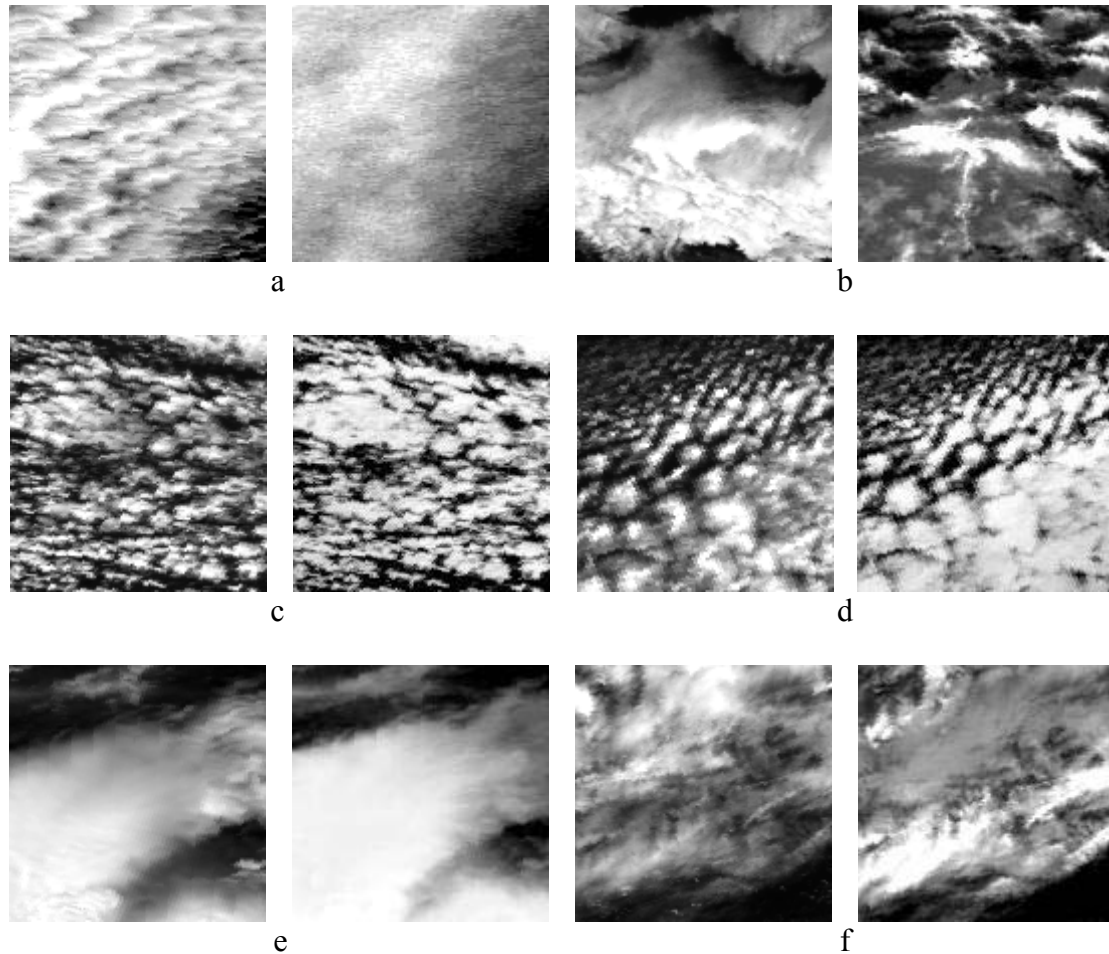


Figure 1. Infrared (right)-visible (left) pairs of AVHRR cloud patterns ( $128 \times 128$  km<sup>2</sup>): ST (a), SC (b), CU (c), AC (d), CB (e), CI (f). *DI*: 0.27 (a), 2.44 (b), 2.9 (c), 3.1 (d), 1.42 (e), 2.40 (f) respectively. The clouds in the image appear as bright shades against a dark ocean background.

Then, in order to study the effect of the spatial resolution, *DI* is applied to GOES-12 infrared radiance data (channel 4) at 4 km resolution calibrated to brightness temperature for July 2003. Finally, the 1B data channel 31, at 1 km resolution from the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) aboard Terra platform is used in a brief climatological application. MODIS measures radiation in 36 narrow spectral bands situated between 0.4 and 14.4  $\mu\text{m}$ , in sun-synchronous orbits. All infrared channels are available at 1 km sub-satellite resolution.

### 3. Method

#### 3.1. Diversity Index

The intrinsic variability of cloud's properties is used to extract structural information on clouds and thus to infer subgrid parametrization. This additional information can consist either in spectral or in spatial features. Usually, statistical tools are used in order to quantify the heterogeneity of clouds: structure functions (Davies *et al.* 1997), standard deviation (Sèze and Desbois 1987, Dioszeghy and Fejes 1995), variance (Miletta and Katsaros 1995) or other more complex parameters (Roberti *et al.* 1994, Mc Collum and Krajewski 1998). However for our scale of study, these parameters do not appear adequate to describe the complexity of cloud patterns. Indeed, in a mesoscale study more information is needed than the one available in radiance measurements from each channel of an isolated pixel. The required additional information could be obtained by textural features (spatial distribution characteristics of gray levels), but the information on cloud form is lost in the averaging process over large area.

A different way to characterize variability or diversity of a sample is to quantify the information within the framework of the information theory. Indeed, quantity of the form:

$$H = -\sum_i (p_i \cdot \log_2(p_i)) \quad (1)$$

plays a central role in the theory of information as a measurement of information and is recognized as the entropy as defined in certain formulations of statistical mechanics where  $p_i$  is the probability of a system being in a state  $i$  (Shannon 1948, Weaver and Shannon 1949). The choice of a logarithmic base corresponds to the choice of a unit for measuring the information. If the base 2 is used, the resulting units are called bits. The diversity index is inferred from the method of calculation of the Shannon-Weaver diversity index (i.e. a parameter based on  $H$  and devoted to the measurement of the diversity of ecosystems) (Magurran 1988). For a given sample,  $N$  elements and  $S$  classes are considered. As it is only a sample, the probabilities are replaced by the observed frequency:

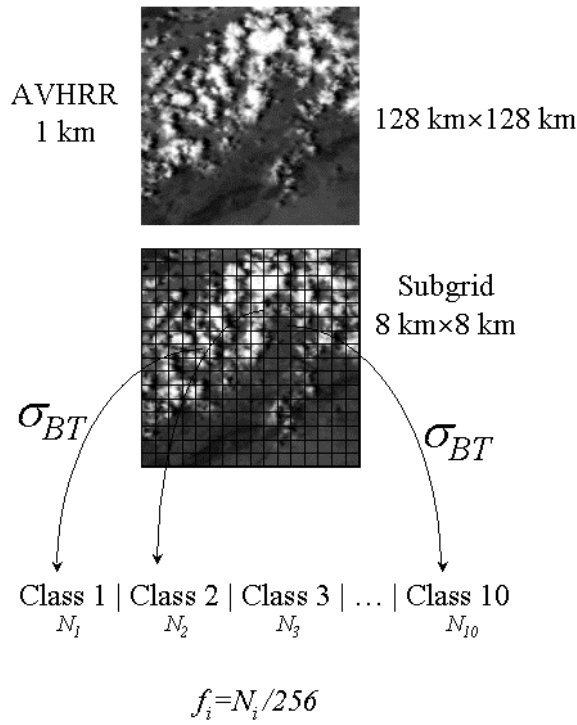
$$p_i = f_i = \frac{N_i}{N} \quad (2)$$

where  $N_i$  is the size of the  $i$ th class in the sample and  $N$  the total number of elements in the sample ( $\sum N_i = N$ ). The Shannon-Weaver diversity index corresponds to the entropy,  $H'$ , calculated in these conditions:

$$H' = -\sum_i^S (f_i \cdot \log_2(f_i)) \quad (3)$$

In order to adapt the Shannon-Weaver diversity index to cloud patterns analysis, we first need to define a suitable parameter and the classes of the system.

A grid was superimposed on the satellite image. Selected image of 128 km × 128 km is subdivided into square tiles of 8 km × 8 km, for which the clouds are frequently broken or discontinuous, thus giving 256 subframes for a given cloud pattern (figure 2). Therefore, each subframe encompasses 64 AVHRR pixels. Such a scene-frame-subframe decomposition has already been used by Coakley and Baldwin (1984) and Chang and Coakley (1993) in cloud cover analyses at two different scales.



$$DI = -\sum_i^{S=10} (f_i \cdot \log_2(f_i))$$

Figure 2. Method of calculation of the Diversity Index.

Here, using (3), with  $f_i$  the frequency of the  $i$ th class of the standard deviation of brightness temperature, we defined 10 classes of  $\sigma_{BT}$  ( $S=10$ ). From these 10  $\sigma_{BT}$ -class, one can calculate for a given grid, a combination that only depends on the standard deviation of the infrared brightness temperature, the diversity index:

$$DI = -\sum_i^{S=10} (f_i \cdot \log_2(f_i)) \quad (4)$$

with  $f_i = N_i / N$  and  $N$  the total number of 8 km × 8 km subframes in the grid area, and  $N_i$  the number of members of the  $i$ th class ( $f_i = N_i / 256$ ). To check the dependence of  $DI$  on the number of classes, we have varied this parameter from 8 to 12. A 10-class scheme seems to be

appropriate for a simple and complete description of the cloud patterns. The diversity index generally met in all samples, ranges from 1 (0.5 is a very low value) to around 3 and the maximum  $DI$  is realized by the equal frequency of classes, and are equal to the logarithm in basis 2 of the number of classes, here  $\log_2(10)$ .

Next, this method works following two steps: the first step calculates the local standard deviation for each subframes then the second one calculates the diversity index assigning this  $\sigma_{BT}$  to one of 10 defined classes.

This index differs from the recognized texture measurement of entropy used by other investigators who apply texture methods because it uses a fixed grid and is directly defined for the entire cloud scene without averaging process.

### 3.2. Neural network

Neural networks have been applied to a variety of geophysical and remote sensing studies (Krasnopolsky and Shiller, 2003; Krasnopolsky and Chevallier, 2003) to solve inverse problems either in modelling studies (Tsintikidis *et al.*, 1997, Faure *et al.* 2001), or in practical cloud classification study (Jourdan *et al.* 2003). Previous results of cloud observation (Aviolat *et al.*, 1998), cloud segmentation (Peak and Tag 1994, Yahn and Simpson 1995) and cloud classification (Key *et al.* 1989, Lee *et al.* 1990, Welch *et al.* 1992, Bankert 1994, Bankert and Aha 1996, Miller and Emery 1997, Tian *et al.* 1999) also demonstrate the potential of neural network algorithm in cloud study. Neural network are composed of many nonlinear computational elements (called neurons) operating in parallel and linked to each other through connections. This structure makes neural networks inherently suitable for solving nonlinear problems, as the cloud classification usually is. The determination of the adapted architecture is done in an empirical way, testing for various architectures, but there appears to be no simple way for determining the exact number of nodes required for these layers to function properly (Lee *et al.* 1990). Various combinations are investigated with respect to accuracy of the cloud classification. There is no simple method of determining the minimum number of hidden nodes for a given problem. We find that two hidden layers consisting of 5 and 6 components (neurones) respectively are sufficient for the present problem. It seems that fewer nodes do not extract enough information to separate the classes adequately and that too many nodes slow-down the learning phase without improving accuracy. For the supervised learning, initiated by selecting a representative set of pattern examples, the neural network is trained using the Levenberg-Marquardt algorithm for the back-propagation with MacKay's Bayesian regularization (MacKay 1992). The MATLAB neural network toolbox was used. The input data are  $DI$  and the standard deviation of the infrared brightness temperature at  $11\ \mu\text{m}$  for the entire scene,  $\sigma_c$ , obtained from AVHRR channel 4.

The outputs are the six cloud types, obtained from expert analysis. Training with the labelled cloud patterns allows varying the input and output parameters freely and ensures the consistency of the training data. We have to test the generalization ability of the NN trained above to evaluate its performance in retrieving the different cloud types. Accordingly, a test data is prepared by sampling randomly patterns from our database. Thus, the whole database, consisting of patterns ( $128 \times 128\ \text{km}^2$ ) chosen randomly within AVHRR cloud scenes of  $500\ \text{km} \times 500\ \text{km}$  and  $300\ \text{km} \times 300\ \text{km}$ , is randomly divided into one learning database and one testing database. Results of this neural network (NN) methodology, applied to mesoscale cloud classification from channel 4 emissive band from AVHRR and MODIS data are given in the following section.

## 4. Results and discussion

### 4.1. Low clouds separation

Usually, the necessary separation between clear and cloudy conditions, based upon infrared threshold, strongly depends on regional conditions, and on the sensor spatial resolution. Here, the use of  $\sigma_{BT}$  provides two advantages upon current thresholding method: first, no threshold for clear sky, second: the capacity to separate low-clouds from satellite IR data should provide important information during the night when visible data are unavailable. Figure 1a-c shows examples of the variability of low-cloud cover in AVHRR infrared imagery.

If we assume the cloud level known,  $DI$  can be applied for separation into various subclasses. The three basic cloud subclasses are identified in table 1, where cumulus, stratocumulus, stratus are recognized specifically.  $DI$  takes high values when the AVHRR is observing broken clouds. On the basis of  $DI$  we may differentiate sheet-like clouds, cumulus-like clouds with a transitional category between the two. For cloud patterns belonging to the two stratus classes (stratus and stratocumulus),  $DI$  ranges from 0 to 2.5. For cases (b-c), corresponding to stratocumulus and cumulus, all the values of  $DI$  are greater than 1, whereas stratus clouds (figure 1a) tend to have very small values, usually less than 1, especially when one get closer to homogenous, overcast scene. Stratocumulus clouds have a larger value of  $DI$  than stratus clouds, because fully cloudy pixels with low variability of the standard deviation are relatively more frequent for stratiform clouds. Values greater than 2.5 correspond to cumulus clouds, with the greatest values for scattered cumulus ( $>3$ ). Figure 1b shows that stratocumulus is composed of closely packed cells of similar brightness. Stratiform cloud fields contain clouds of approximately uniform cover, but even within these regions, significant variability can exist (Zuidema et Hartmann 1995), therefore  $\sigma_{BT}$  can be used, and then  $DI$ . As described previously, in stratus region,  $DI$  exhibits values lower than 1. The decrease of  $DI$  over this cloud field could be explained by the fact that stratiform patterns are homogeneous, and near overcast sky pattern exists. Whereas cumulus exhibits a high variability, stratus is quite regular and  $DI$  is low. Note that, the more uniform the distribution of clouds, the lower is the variability and the lower becomes the  $DI$ . On the other hand, high  $DI$  indicates high variability and irregular cloud patterns.

Cloud Type	Stratus	Stratocumulus	Cumulus
Diversity Index	0-1	1-2.5	$> 2.5$

Table 1.  $DI$  from AVHRR infrared measurements versus low-cloud subspecies.

In order to test the effect of sensor spatial resolution upon  $DI$ , we have applied our index to degraded 2 km resolution AVHRR data simply obtained by spatial averaging and GOES 4 km resolution infrared data (figure 3). The contrast of cloud patterns that appeared between figure 1 and figure 3 is found in table 2, that shows the classification obtained for AVHRR-degraded and GOES data, where the stratus class corresponds to any stratiform class (stratus, stratocumulus), and hence the different classes tend to overlapped. This difference in cloud separation reflects changes in apparent cloud pattern, and suggests that  $DI$  strongly depends on the spatial resolution.  $DI$  has also been evaluated at higher scale ( $256 \times 256 \text{ km}^2$ ), using GOES data, but the 4 km resolution renders cloud character more difficult to discern. The individual components of many types of clouds fields are also too smoothed for resolve cloud types. The spatial scale enters in very important way in the definition of the diversity

index, because when the grid size changes, new causes of heterogeneity may be introduced and diversity can either increase or decrease.

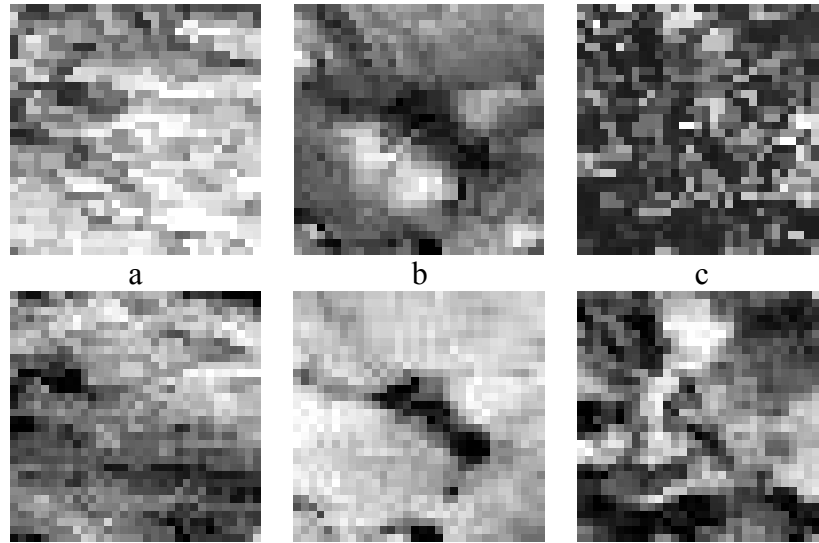


Figure 3. Infrared (down)-visible (up) pairs of GOES-12 images ( $128 \times 128 \text{ km}^2$ ), ST (a), SC (b), and CU (c).

	Stratus	Stratocumulus	Cumulus
<i>DI</i> from AVHRR 2 km	1.5-2.9	2.3-2.9	> 2.9
<i>DI</i> from GOES 4 km $128 \times 128 \text{ km}^2$	0.5-1.9	1.5-2	1.5-2
<i>DI</i> from GOES 4 km $256 \times 256 \text{ km}^2$	0-3	2.8-3	2.5-3.1

Table 2. *DI* from infrared measurements versus low-cloud subspecies for AVHRR-2 km and GOES data.

Finally, for a complete classification, *DI* alone does not allow to separate middle and high-levels cloud to low-levels, as in the case of altocumulus (figure 1d) which may be put into the same class as cumulus. However, this kind of separation can be more reliably achieved through a combined analysis of *DI* with another parameter. In the next sections, thanks to a NN approach using *DI* and an additional spatial feature, the cloud classification will be extended to middle and high-level clouds.

## 4.2. Application to cloud classification

The positive results in the previous section prompt a more general classification, presented in this section. Usually, the different cloud types were identified routinely in terms of the forms of individual clouds or cloud elements as seen from fixed positions on the ground, prior to the advent of weather satellites. A useful reference classification which has been developed in detail is laid out in the International Cloud Atlas (W.M.O 1987). From this conventional viewpoint, clouds are classified best on the joint bases of their altitudes and general appearances. Characteristics of form (i.e., cumuliform or fibrous), brightness pattern (i.e., bands, eddies, etc.), size and wavelength, when applicable, are used in classifying clouds. While the number of approaches to cloud classification continually increases, there have been



few attempts to perform mesoscale cloud classifications (Skade 1982, Garand and Weinman 1986, Garand 1988, Browning 1989, Carvalho et Dias 1998).

In order to generalize the class separation process, a further step has to be added to the low-clouds separation of section 4a. Although largely used, the mean brightness temperature seems not adequate because at this scale, the presence of large holes within clouds makes the influence of the ground dominating. We prefer to exploit the spatial information with an additional parameter taking into account the variations of infrared radiances over the cloudy scene. Sèze and Desbois (1987) and Dioszeghy and Fejes (1995) suggested the use of the standard deviation fields of the brightness values, as a simple textural information of the cloud. Here we use the standard deviation of the infrared brightness temperature,  $\sigma_c$ , computed in the 128×128 pixel square.

Thus, only two features that characterize inhomogeneous clouds were selected:  $DI$  calculated from equation (3), and  $\sigma_c$ . The steps of the classification scheme are as follows: 1) the cloud patterns are subdivided in 8×8 subframes, 2) for each subframe, the standard deviation of the infrared brightness temperature ( $\sigma_{BT}$ ) is estimated in order to calculate  $DI$ , 3) For each 128×128 subframe the standard deviation of the infrared brightness temperature ( $\sigma_c$ ) is derived, 4)  $DI$  and mean  $\sigma_c$  are combined and are used as inputs of the NN algorithm.

The NN-estimated cloud types both for the training and validation sets are based on the expert classification. Such a dataset is provided by 300×300 pixel and 500×500 pixel AVHRR channel 4 scenes, calibrated to brightness temperature. A set of 25 infrared satellite images from the AVHRR were employed and 240 cloud patterns (128 km × 128 km) were expertly labelled into six cloud types (figure 1). One-half of the total 240 sub-regions is used to generate the training data for the classifier. The remaining data, consisting of 120 cloud patterns from independent scenes are used as test data to determine classifier accuracy. The output layer consists of six components; namely, ST, SC, AC, CU, CB and CI.

	ST	SC	CU	AC	CB	CI
ST	<b>85.5</b>	7.4	0.3	6.8	0	0
SC	13.5	<b>63.8</b>	7.2	7.1	7.2	1.2
CU	0.2	2.1	<b>97.7</b>	0	0	0
AC	8.8	9.5	0.6	<b>71.8</b>	8.9	0.3
CB	0.3	11.1	0.8	0.8	<b>76.3</b>	10.9
CI	0.2	30.3	0	0	0	<b>69.7</b>

Table 3. NN cloud classification from AVHRR data test. Overall accuracy is 77.9%.

Results are illustrated in terms of comparisons between cloud classes from NN and from the experts' classification. These results produce the confusion matrix shown in table 3, which shows that the algorithm works well for identifying the main cloud types. As shown in table 3, 63.8% of the SC are classified correctly and 13.5 % are misclassified as stratus. However, SC has the lowest accuracy of 63.8%, with a strong tendency to be misclassified either as stratus or as CU, AC and CB. ST is classified with an accuracy of 85.5% and shows tendencies to be misclassified, both as AC and as SC. CB is classified with an accuracy of 76.3% and shows tendencies to be classified either as SC or CI. Likewise, 97.7% of cumulus are classified correctly, with none misclassified as altocumulus, cumulonimbus and cirrus and 2.1% misclassified as stratocumulus. Finally, 69.7% CI are classified correctly, with 30.3% misclassified as stratocumulus. In 5 of the 6 classes, 70% or more of the samples are correctly classified. However, there are common problems such as discriminating the CB from CI, the two cloud types are often classified as the same type. For example, in the common case of frontal cloudiness, cirrus can overlap nimbostratus leading to a misclassification of these two particular cloud types. Moreover, a significant portion of the misclassification also occurs

between cirrus and SC. A possible explanation stems from the fact that high-level cirriform cloud fields often show "fuzzy" patterns and stretch along the wind field. Nevertheless, the overall classification accuracy is 77.9%.

As the high variability regions of cumulus cloud fields exhibit highest accuracy values, this method may be applied to cumulus detection, which is crucial for the knowledge of cumulus cloud climatology, and to develop realistic models for cloud field structure useful in radiative transfer models (see for example Wielicki and Welch 1986, Sengupta *et al.* 1990).

The main advantage of the presented neural network method consists in the possibility to easily achieve different levels of classification. As an example, table 4 exhibits the result obtained using  $DI$  and mean  $\sigma_c$  as NN inputs for a three-class algorithm. Clouds are classified as high (CB, CI), middle (AC) and low (ST, SC, CU) clouds. Here, middle clouds have the lowest classification accuracy in this approach (64.8%). This poor performance is partly attributed to the lack of samples (middle clouds count only one class). Low clouds are retrieved with an accuracy of 87.8%, and high at 85.5%. The misclassification of high clouds as low one is due in part to overcast CB characterized by homogeneous distribution associated with  $DI$  values close to those of ST. Overall accuracy for the classifier is 79.9%.

	Low	Middle	High
Low	<b>87.8</b>	7.3	4.9
Middle	17.9	<b>64.8</b>	17.3
High	14.3	0.2	<b>85.5</b>

Table 4. Three classes classification. Overall accuracy is 79.8%.

As there is no mesoscale classification using neural network algorithms, the accuracies which can be attained at this scale remain poorly documented and we can only compare our results with those at pixel scale. For example, Bankert and Aha (1996) found accuracies of 92.0%, 83.0% and 90.9% for low, middle and high clouds respectively, for a five-class NN classifier, with 2 channels (IR, VIS) and 13 spectral and textural features.

In any case, our method provides an efficient way to classify cloud types that can be used in climatological or meteorological applications. In the following section we shall report on our attempts to classify the main cloud patterns that occur during two climatic conditions over ocean.

### 4.3. Climatological application

Satellite identification of clouds and cloud organizations remain the main key to many uses of satellite images in meteorology and climatology. Mesoscale approaches can generally be subdivided by the type of climatological phenomena evaluated, as well as the spatial applicability of each approach (Browning 1989). Here, in such climatological perspective,  $DI$  is applied to the climatology of clouds occurrence during two climatic conditions associated with the El Niño Southern Oscillation (ENSO). El Niño occurs when sea-surface-temperatures in the equatorial Pacific Ocean remain significantly above average for three or more months, which can change atmospheric and weather patterns around the world (Neelin *et al.* 1998). In the beginning of 2003, El Niño has reached its mature stage (Vecchi and Harrison 2003), whereas in February 2004 the conditions in the equatorial Pacific are near average, or what meteorologists call, ENSO-neutral. During the ENSO-neutral periods other climate patterns, such as the Pacific North America pattern, become dominant players that could affect cold-season temperature and precipitation patterns over North America, and there is a higher degree of uncertainty in what we can expect in regards to temperature and precipitation patterns. Our ability to predict El Niño is dependent of our global understanding

of the air-sea interaction over the Pacific area, and therefore on our understanding of clouds dynamics and occurrences.

The same procedure as in section 4b, but this time applied to satellite images collected over the Pacific ocean ( $1^{\circ}\text{N}$ - $1^{\circ}\text{S}$ ,  $103^{\circ}\text{W}$ - $99^{\circ}\text{W}$ ), from channel 31 of MODIS-TERRA satellite is followed. Each image is divided into eight  $128 \times 128$  pixel subregions for classification. A further subdivision of each of these regions into sets of  $8 \times 8$  pixel smaller subregions is made for the computation of the diversity index. Each of the grids is identified and labelled as belonging to one of six classes. For the two months, daily index of the cloud type are built from about 500 scenes categorized into 6 classes. We focus on cloudy patterns in selecting only grid with cloud fraction higher than 5%.

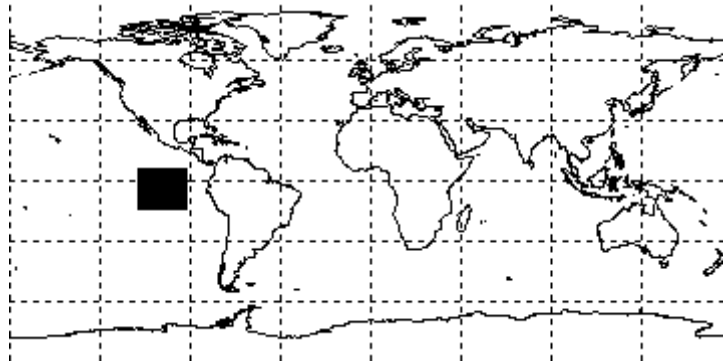


Figure 4. Location of the region of analysis over equatorial Pacific.

Regional diurnal cloud variability is examined using cloud patterns derived from February 2003 and February 2004 MODIS  $11\ \mu\text{m}$  infrared data. Figure 4 and 5 describe the zone of study ( $512\ \text{km} \times 256\ \text{km}$ ). An example image with MODIS channel 31 sample regions ( $128 \times 128$ ) marked in boxes is presented in figure 5.

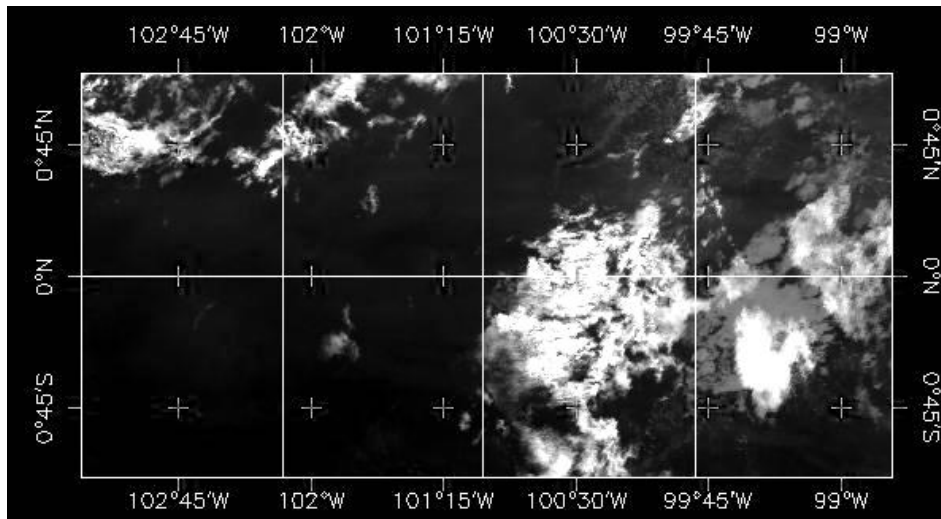


Figure 5. High-resolution images from  $11\ \mu\text{m}$  radiances for eight  $128 \times 128\ \text{km}^2$  regions over the Pacific ocean centred at  $0^{\circ}\text{N}$ - $101^{\circ}\text{W}$ , for February 4<sup>th</sup>, 2004. The clouds in the image appear as bright shades against a dark ocean background.

Figure 6 depicts representative cloud patterns and their associated *DI*. We can observe complex patterns in the convective cloud fields, whereas a continuous gradient is more apparent for ST. In particular, as for AVHRR data, low values are associated with stratiform

clouds, whereas higher  $DI$  is found for convective clouds at various stages of development.  $DI$  ranges between 0.71 (ST) and 3.07 (CU) over the wide range of observed conditions. For (c) and (d)  $DI$  is near 2.5 and no rough differences are found among CU and AC. Convective clouds have an horizontal dimension of few kilometres, which is small compared to our scale of study. Only a part of the grid is therefore usually covered by clouds (cf. figure 6a). Stratus (figure 6a) are predominantly pale grey and contrast markedly with the very bright appearances of cumulonimbus (figure 6d and 6e).

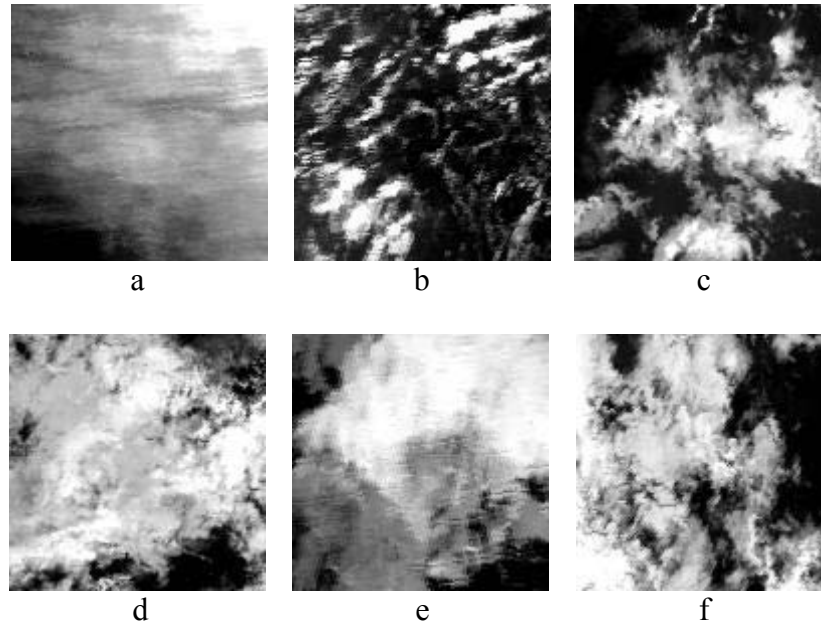


Figure 6. Examples of MODIS cloud patterns classify as ST (a), CU (b), CB (c, d, e) and CI (f).  $DI$ s are 0.96, 3.07, 2.74, 2.46, 2.07, and 2.71 respectively.

Frequency of occurrence of each cloud type has been established to interpret the prevailing sky conditions. Table 5 provides the cloud type occurrences for February 2003 and 2004 in six classes and clear sky, in a  $4^\circ \times 2^\circ$  area, yet permits rapid comparison of monthly cloud pattern across a relative large region.

	ST	SC	CU	AC	CB	CI	Clear
Feb. 2003	13.6	10.9	7.5	14.3	7.5	16.4	29.8
ENSO							
Feb. 2004	3.6	9.1	9.7	4.3	<b>22.5</b>	11.6	39.2
neutral							

Table 5. Occurrence of cloud types (%) during February 2003 and February 2004.

The low occurrence of CU (7.5 %) in 2003 indicates a low variability of the cloud sequences containing sparse patterns like in figure 6b. Completely overcast conditions (ST) are more likely to be found during this period, which shows a quite uniform repartition between the different cloudy patterns. On the other hand, February 2004 exhibits more complex patterns, through the presence of CB. A closer look reveals that February 2004 was characterized by several convective events that lasted 8 days between the tenth and seventeenth. As a result, mesoscale convective patterns (CB) are more frequent during this period. The comparative analysis between the two months reported differences among cloud

patterns within the same region. First, the largest cloud variations occur for CB with an increase of 10% between the two events. Further comparisons show that in 2004 CB generally appear two times more than CI. February 2003 show an opposite occurrence. A remarkable result is that ST occurred less than 5% of the time as opposed to 22.5% for convective clouds. February 2004 is characterized by a value of ST 10% lower than in February 2003. As these two types of clouds have an opposite radiative role, one can expect very different radiative effects. Not all patterns demonstrate this magnitude of temporal variability (CB and ST) for example CU and SC are quite constant. Finally, high clouds (CI), and midlevel clouds occur most frequently during the 2003 ENSO-related event. On the average, clear sky varied about 10% in this area too. The increase of CB during the neutral period could be explained by the presence of highly unstable air. Most complex structures can be observed in such patterns, develop in response to a wide variety of atmospheric and surface factors, including the strength of horizontal air motion, the intensity of convection and its organization, vertical and horizontal variations in wind speeds.

Stratus (ST) tend to occur extensively or not at all; extensive stratus occurred on 5, 6 and 16 February but no such cases happened in February 2004, resulting in a marked discrepancy for that class. The patterns related to convection (CB and CU) account for 30% of the samples in Feb 2004, whereas they account for only 15% in 2003.

Regions such as the tropics will present a great challenge because of a frequent overlapping of various clouds types. In particular, most tropical precipitation can be characterized by convective and stratiform systems. Convective systems are associated with strong vertical velocity fields, small area coverage cells, and high rainfall intensities. Stratiform systems are characterized by widespread slow ascent velocity fields, associated with low rainfall intensities. As a result of the above differences, each system impacts on the ocean mixed layer characteristics and the sea surface temperature differently. Due to the above difference the two systems have different latent heating profiles which impact the earth's climate differently. Therefore, the presence of CB, as opposed to low-stratiform clouds may have a larger impact upon cloud albedo.

Throughout these spatial and temporal changes, the influence of large scale climatic regime on regional cloud pattern is clear. Results from these analyses have revealed dominant patterns which tended to be replaced by the other patterns which were in minority in the previous conditions. The amount of cloud patterns in the 6 classes gives insight on the variation in atmospheric conditions which could be associated with changes in oceanic conditions such as increase or decrease in SST. Observed changes in cloud patterns originate from thermocline and sea surface temperature anomalies. However, a detail analysis of ocean and climate dynamic over this region is beyond the scope of this cloud study.

As a summary, despite the fact that these results are only of regional meteorological significance, the *DI*-NN method could have important climatological applications, such as the determination of climatic changes based on variations in cloud frequencies and character, and in precipitation characteristics (convective or stratiform).

## 5. Conclusions

In the present study, we investigated the application of a new index of cloud variability, the "diversity index", combined to a NN approach applied to the cloud classification. The characterization of cloud fields is investigated in terms of the standard deviation of infrared brightness temperature variability at two different scales (local- and mesoscale). The advantages of this new method are the small amount of computing time, and

that no other data are required than one of infrared channel values, for each grid. Moreover, as this method uses only infrared radiances, it should provide equally good results for both daytime and night time observations. And, especially, as this classification does not depend on clear-sky threshold, it could be applied over land, and therefore, to cloud scenes confined to neither a specific location nor time of year. A significant finding is that relatively high accuracies are attained with this simple approach only based on two features as inputs of the neural network classifier, without information related with cloud top temperature or cloud top pressure. An analysis of AVHRR data revealed that, assuming the cloud-level known, *DI* can be used to separate low-level clouds into three subspecies (stratocumulus, cumulus and stratus). This window technique, allows a fairly good separation of cumulus fields from those covered by stratiform clouds, a difficult exercise in a pixel-by-pixel analysis. Then, a classification algorithm, implemented and tested with AVHRR data at 1 km resolution, is presented. In contrast to most existing cloud classification algorithms that combine visible and infrared channel, our NN method only incorporates two parameters: *DI* and the standard deviation of the infrared brightness temperature at 11  $\mu\text{m}$  ( $\sigma_c$ ), representing texture and heterogeneity characteristics of the cloud fields respectively. This study finds that a *DI*-based neural network classifier only using single-channel infrared data can achieve overall cloud identification accuracy of 78% for six cloud types. Stratus is retrieved with an accuracy of 85.5%, and stratocumulus is worst, with an accuracy of 63.8%. Cirrus can be distinguished from low-layer cloudiness with an accuracy of 69.7%. In a more general classification in three cloud types (low, medium and high), near 80% of the samples are accurately classified. It is significant that the present method is capable of distinguishing high clouds from low-level clouds strictly on the basis of spatial brightness patterns. However, misclassifications may occur with confusion between stratocumulus break-up regions and cumulus, between overcast scenes with cumulonimbus or stratus, or when different types of cloud are met within a grid box. Therefore, further analysis should be directed towards the detection of mixed and multilayered clouds.

As a simple illustrative application of this technique we extend our analysis to a brief climatological study from the high resolution MODIS data for February 2003 and February 2004. The main conclusion is that the method clearly enables one to distinguish different cloud pattern occurrences, and is also particularly suited for determining regional changes, such as climatic variability. In an ENSO-neutral comparison of cloud types over a limited region, we observed a significant increase in CB in 2004 associated to larger scale phenomenon. Moreover, as this infrared technique, gives reasonable results in terms of the breakdown of the cloud fields into convective and stratiform categories, it raises hope in a use in precipitation regime analysis. Throughout this regional study, the ability of the algorithm to characterize the main cloud types observed by satellite with a limit number of parameters is clearly demonstrated. However, this classification could be improved with other configuration of the network (see for example Bankert (1994)) with a two-layer, three-network system that produces the classification from a more general to a more specific class). The classification accuracy can also be improved by increasing the data base to obtain the most representative cloud situations.

One of the major sources of uncertainty in predicting climate impacts on greenhouse forcings is in predicting how clouds will respond and alter radiative fluxes (Charlok and Ramanathan 1985, Ockert-Bell and Hartmann 1992). As *DI* is closely related to the complexities of cloud patterns, the proposed method will help to quantify such variability, important information especially for modellers, who have to parameterize subgrid effects for a better knowledge of radiative effects of inhomogeneity (Tiedke 1993, Stubenrauch *et al.* 1999). Categorization into cloud-scene types provides the capability of directly assessing changes in the clear-sky albedo and long-wave flux. There is still considerable research (field measurements and numerical simulations as well) required to fully understand the physical process which maintain cloud fields and their properties.

## Acknowledgments

The authors thank the CMS (Centre de Météorologie Spatiale, Lannion, France)-SATMOS Service d'Archivage et de Traitement Météorologique des Observations Spatiales) for providing AVHRR satellite data. The authors also gratefully acknowledge Dr. L. Garand for his comments and help. The MODIS data used in this study were acquired as part of the NASA's Earth Science Enterprise. The algorithms were developed by the MODIS Science Teams. The data were processed by the MODIS Adaptive Processing System (MODAPS) and Goddard Distributed Active Archive Center (DAAC), and are archived and distributed by the DAAC.

## References

- ALISHOUSE, J. C., SNYDER, S. A., VONGSATHORN, J., FERRARO, R., 1990, Determination of oceanic total precipitable water from the SSM/I. *IEEE. Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28, 811-816.
- ARAI, K., 1993, A classification method with spatial-spectral variability. *International Journal of Remote Sensing*, 14, 699-709.
- AVIOLAT, F., CORNU, T., CATTANI, D., 1998, Automatic cloud observation improved by an artificial neural network. *Journal of Atmosphere and Oceanic Technology*, 15, 114-126.
- BANKERT, R. L., 1994, Cloud classification of AVHRR imagery in maritime regions using a probabilistic neural network. *Journal of Applied Meteorology*, 33, 909-918.
- BANKERT, R. L., AND AHA, D. W., 1996, Improvement to neural network cloud classifier. *Journal of Applied Meteorology*, 35, 2036-2039.
- BROWNING, K. A., 1989, The mesoscale data base and its use in mesoscale forecasting. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 115, 717-762.
- CARVALHO, L. M. V., AND DIAS, F. S., 1998, An application of fractal box dimension to the recognition of mesoscale cloud patterns in infrared satellite images. *Journal of Applied Meteorology*, 37, 1265-1282.
- CHANG, F. L., and COAKLEY, J. A., 1993, Estimating errors in fractional cloud cover obtained with infrared threshold methods. *Journal of Geophysical Research*, 98, 8825-8839.
- CHARLOCK, T. P., and RAMANATHAN, V., 1985, The albedo field and cloud radiative forcing produced by general circulation model with internally generated cloud optics. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 24, 1408-1429.
- CHEN, D. W., SENGUPTA, S. K., WELCH, R. M., 1989, Cloud field classification based upon high spatial resolution textural features 2. Simplified vector approaches. *Journal of Geophysical Research*, 94, 14749-14765.
- CHO, H. R., 1978, Some statistical properties of a homogeneous and stationary shallow cumulus cloud field. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 35, 125-138.
- CHRISTODOULOU, C. I., MICHAELIDES, S. C., PATTICHIS, S., 2003, Multifeatures texture analysis for the classification of clouds in satellite imagery. *IEEE. Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 41, 2662-2668.
- COAKLEY, J. A., and BALDWIN, D. G., 1984, Towards the objective analysis of clouds from satellite imagery data. *Journal of Climate and Applied Meteorology*, 23, 1065-1099.
- DAVIES, A., MARSHAK, A., CAHALAN, R., WISCOMBE, W., 1997, The Landsat scale break in stratocumulus as a three-dimensional radiative transfer effect: Implications for cloud remote sensing. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 54, 241-260.

- DIOSZEGHY, M., and FEJES, E., 1995, Cloud classification derived from METEOSAT data involving the standard deviation fields of the brightness values. *Advances in Space Research*, 10, 33-36.
- EBERT, E., 1987, A pattern recognition technique for distinguishing surface and cloud types in the Polar Regions. *Journal of Climate and Applied Meteorology*, 26, 1412-1427.
- FAURE, T., ISAKA, H., GUILLEMET, B., 2001, Neural network retrieval of cloud parameters of inhomogeneous and fractional clouds: feasibility study. *Remote Sensing Environment*, 77, pp. 123-138.
- GARAND, L., 1988, Automated recognition of oceanic cloud pattern. Part I: Methodology and application to cloud climatology. *Journal of Climate*, 1, 20-39.
- GARAND, L., and WEINMAN, J. A., 1986, A structural-stochastic model for the analysis and synthesis of cloud images. *Journal of Climate and Applied Meteorology*, 25, 1052-1068.
- GREENWALD, T. J., CHRISTOPHER, S. A., CHOU, J., 1997, Cloud liquid water path comparisons from passive microwave and solar reflectance satellite measurements: Assessments of sub-field-of-view cloud effects in microwave retrievals. *Journal of Geophysical Research*, 102, 19585-19596.
- GU Z., and DUNCAN, C., 1991, Texture and spectral features as an aid to cloud classification. *Journal of Remote Sensing*, 12, 953-968.
- HOZUMI, K., HARIMAYA, T., MAGONO, C., 1982, The size distribution of cumulus clouds as a function of cloud amount. *Journal of the Meteorological Society of Japan*, 60, 691-699.
- INOUE, T., 1987, An instantaneous delineation of convective rainfall areas using split window data of NOAA-7 AVHRR. *Journal of the Meteorological Society of Japan*, 65, 469-480.
- INOUE, T., and ACKERMAN, S. A., 2002, Radiative effects of various cloud types as classified by the split-window technique over the eastern sub-tropical Pacific derived from collocated ERBE and AVHRR data. *Journal of the Meteorological Society of Japan*, 80, 1383-1394.
- JOURDAN, O., OSHCHEPKOV, S., GAYET, J.-F., SHCHERBAKOV, V. AND ISAKA, H., 2003, Statistical analysis of cloud light scattering and microphysical properties obtained from airborne measurements. *Journal of Geophysical Research*, 108 (D5), 4155, doi:10.1029/2002JD002723.
- KEY, J. R., 1990, Cloud cover analysis with Arctic Advanced Very High Resolution Radiometer data. 2. Classification with spectral and textural measures. *Journal of Geophysical Research*, 95, 7661-7675.
- KEY, J. R., and BARRY, R. G., 1989, Cloud cover analysis with Arctic AVHRR data. 1. Cloud detection. *Journal of Geophysical Research*, 94, 8521-8535.
- KRASNOPOLSKY, V. M., and SHILLER, H., 2003, Some neural network applications in environmental sciences. Part I: forward and inverse problems in geophysical remote measurements. *Neural Networks*, 16, 321-334.
- KRASNOPOLSKY, V. M., and CHEVALIER, F., 2003, Some neural network applications in environmental sciences. Part II: advancing computational efficiency of environmental numerical models. *Neural Networks*, 16, 335-348.
- KUO, K. S., WELCH, R. M., SENGUPTA, S. K., 1989, Structural and textural characteristics of cirrus clouds observed using high spatial resolution Landsat imagery. *Journal of Applied Meteorology*, 27, 1242-1260.
- KUO, K. S., WELCH, R. M. AND WEGER, R. C., 1993, The three-dimensional structure of cumulus clouds over the ocean. 1. Structural analysis. *Journal of Geophysical Research*, 98, 20685-20711.



- LAU, N.-C., and CRANE, M. W., 1995, A satellite view of the synoptic-scale organization of cloud properties in midlatitude and tropical circulation systems, *Monthly Weather Review*, 123, 1984-2006.
- LEE, J., WEGER, R. C., SENGUPTA, S. K., WELCH, R. M., 1990, A neural network approach to cloud classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28, 846-855.
- LIU, G., CURRY, J., CLAYSON, C. A., 1993, Study of tropical cyclogenesis using satellite data. *Meteorol. Atmos. Phys.*, 56, 111-123.
- LIU, G., and CURRY, J., 1992, Retrieval of precipitation from satellite microwave measurement using both emission and scattering. *Journal of Geophysical Research*, 97, 9959-9974.
- LIU, G., and CURRY, J., 1993, Determination of characteristic features of Cloud Liquid Water from satellite microwave measurement. *Journal of Geophysical Research*, 98, 5069-5092.
- MACKAY, D.J.C., 1992, A practical Bayesian framework for back-propagation networks. *Neural Computation*, 4, 589-603.
- MAGURRAN, A. E., 1988, *Ecological diversity and its measurement*, (London: Croom Helm).
- MASUNAGA, H., NAKAJIMA, T. Y., NAKAJIMA, T., KACHI, M., SUZUKI, K., 2002, Physical properties of maritime low clouds as retrieved by combined use of Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) Microwave Imager and Visible/Infrared Scanner. 2. Algorithm. *Journal of Geophysical Research*, 107, DOI 10.1029/2001JD001229.
- MC COLLUM, J.R., and KRAJEWSKI, W. F., 1998, Investigations of errors sources of the Global Precipitation Climatology Project emission algorithm. *Journal of Geophysical Research*, 103, 28711-28719.
- MILLER, S. W., and EMERY, W. J., 1997, An automatic neural-network cloud classifier for use over land and ocean surface. *Journal of Applied Meteorology*, 36, 1346-1362.
- MILETTA, J., KATSAROS, K. B., 1995, Using coincident multispectral satellite data to assess the accuracy of special sensor microwave imager liquid water path measurements. *Journal of Geophysical Research*, 100, 16333-16339.
- NEELIN, J. D., BATTISTI, D. S., HIRST, A. C., JIN, F. F., WAKATA, Y., YAMAGATA, T. AND ZEBIAK, S. E., 1998, ENSO Theory. *Journal of Geophysical Research*, 103, 14,261-14,290.
- OCKERT-BELL, M. E., and HARTMANN, D. L., 1992, The effects of cloud type on Earth's energy balance: Results for selected regions. *Journal of Climate*, 5, 1157-1171.
- PANKIEWICZ, G. S., 1995, Pattern recognition techniques for identification of cloud and cloud systems. *Meteorol. Appl.*, 2, 257-271.
- PARKER, L., WELCH, R. M., MUSIL, D. J., 1986, Analysis of spatial inhomogeneities in cumulus clouds using high spatial resolution Landsat data. *Journal of Climate and Applied Meteorology*, 25, 1301-1314.
- PEAK, J.E., and TAG, P. M., 1994, Segmentation of satellite imagery using hierarchical thresholding and neural networks. *Journal of Applied Meteorology*, 33, 605-616.
- PLANK, V. G., 1969, The size distribution of cumulus clouds in representative Florida populations. *Journal of Applied Meteorology*, 8, 48-67.
- POETZSCH-HEFFTER, C., LIU, Q., RUPRECHT, E., SIMMER, C., 1995, Effect of cloud types on the earth radiation budget calculated with ISCCP C1 datasets: methodology and initial results. *Journal of Climate*, 8, 829-842.
- ROBERTI, L., HAFFERMAN, J., KUMMEROW, C., 1994, Microwave radiative transfer through horizontally inhomogeneous precipitating clouds. *Journal of Geophysical Research*, 99, D8, 16707-16718.

- ROSSOW, W. B. AND SCHIFFER, R. A., 1991, ISCCP cloud data products. Bulletin of the American Meteorological Society, 72.
- SCHIFFER, R. A., AND ROSSOW, W. B., 1983, The International Satellite Cloud Climatology Project (ISCCP): The first project of the World Climate Research Programme. Bulletin of the American Meteorological Society, 64, 779-784.
- SCORER, R.S. (1986). Cloud investigation by satellite. Ellis Horwood Limited.
- SENGUPTA, S. K., WELCH, R. M., NAVAR, M. S., BERENDES, T. A., CHEN, D. W., 1990, Cumulus cloud field morphology and spatial patterns derived from high spatial resolution Landsat imagery. Journal of Applied Meteorology, 29, 1245-1267.
- SÈZE, G., and DESBOIS, M., 1987, Cloud cover analysis from satellite imagery using spatial and temporal characteristics of the data. Journal of Climate and Applied Meteorology, 26, 287-307.
- SHANNON, C. E., 1948, A mathematical theory of communication. The Bell System Technical Journal, 27, 379-423.
- SKADE, H., 1982, Examples of mesoscale analysis using AVHRR images. Betr. in Phys. Atmosph., 55, 287-291.
- STUBENRAUCH, C. J., ROSSOW, W. B., SCOTT, N. A., CHÉDIN, A., 1999, Clouds as seen by satellite sounders (3I) and imagers (ISCCP). Part III: Spatial heterogeneity and radiative effects. Journal of Climate, 12, 3419-3442.
- STOWE, L. L., WELLMAYER, C. G., ECK, T. F., YEH, H. Y. M. and the Nimbus-7 cloud data processing team, 1988, Nimbus-7 global cloud climatology. Part 1: Algorithm and validation. Journal of Climate, 1, 445-470.
- TIAN, B., SHAIKH, A., AZIMI-SADJADI, M.R., VONDER HAAR, T., REINKE, D. L., 1999, A study of cloud classification with neural networks using spectral and textural features. IEEE Transactions on Neural Networks, 10, 138-151.
- TIEDKE, M., 1993, Representation of clouds in large-scale models. Monthly Weather Review, 121, 3040-3061.
- TSINTIKIDIS, D., HAFERMAN, J. L., ANAGNOSTOU, E. N., KRAJEWSKI, W. F., SMITH, T. F., 1997, A neural network approach to estimating rainfall from spaceborne microwave data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 35, 1079-1092.
- TSONIS, A., 1984, On the separability of various classes from the GOES visible and infrared data. Journal of Climate and Applied Meteorology, 23, 1393-1410.
- VECCHI, G. A., and HARRISSON, D. E., 2003, On the termination of the 2002-2003 El Niño event. Geophysical Research Letter, 30, 1964, doi:10.1029/2003GL017564.
- WEAVER, W., AND SHANNON, C. E., 1949, The mathematical theory of communication. Urbana, Illinois, University of Illinois Press.
- WEGER, R. C., LEE, J., ZHU, T., WELCH, R. M., 1992, Clustering, randomness, and regularity in cloud fields: 1. Theoretical considerations. Journal of Geophysical Research, 97, 20519-20536.
- WEGER, R. C., LEE, J., AND WELCH, R. M., 1993, Clustering, randomness, and regularity in cloud fields: 3. The nature and distribution of cluster. Journal of Geophysical Research, 98, 18449-18463.
- WELCH, R. M., SENGUPTA, S. K., CHEN, D. W., 1988, Cloud field classification based upon high spatial resolution textural features 1. Gray level co-occurrence matrix approach. Journal of Geophysical Research, 93, 12663-12681.
- WELCH, R. M. and WIELICKI, B. A., 1984, Stratocumulus cloud field reflected fluxes: The effects of cloud shape. Journal of the Atmospheric Sciences, 41, 3085-3103.
- WELCH, R. M., SENGUPTA, S. K., GOROCH, A. K., RABINDRA, P., RANGARAJ, N., NAVAR, M. S., 1992, Polar cloud and surface classification using AVHRR imagery: An intercomparaison of methods. Journal of Applied Meteorology, 31, 405-420.
- WIELICKI, B.A., and WELCH, R. M., 1986, Cumulus cloud properties derived using LANDSAT satellite data. Journal of Climate and Applied Meteorology, 25, 261-276.
- W.M.O., 1987, International Cloud Atlas. World Meteorological Organization, 155 pp.

- YAHNN, S.R., and SIMPSON, J. J., 1995, Application of neural networks to AVHRR cloud segmentation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33, 590-604.
- ZUIDEMA, P., and HARTMANN, D., 1995, Satellite determination of stratus cloud microphysical properties. *Journal of Climate*, 8, 1638-1656.
- ZHU, T., LEE, J., WEGER, R. C., WELCH, R. M., 1992, Clustering, randomness, and regularity in clouds fields: 1. Cumulus cloud fields. *Journal of Geophysical Research*, 97, 20537-20558.

## 11.6 Conclusions

Les caractéristiques des hétérogénéités influencent et traduisent les interactions des nuages avec leur environnement. Notre travail sur la reconnaissance de la nature des hétérogénéités perçues par les capteurs satellites constitue une nouvelle façon de caractériser les nuages. Trois conclusions principales émergent :

- Les nuages peuvent présenter à méso-échelle des structures caractéristiques visibles par satellites
- Il est possible de définir, à partir d'une information suffisamment résolue, un indice mettant en évidence un niveau d'organisation que l'on ne peut pas déceler à l'échelle du pixel nuageux et du groupe de nuages.
- Cet indice peut être utilisé dans une classification, qui pourra inclure d'autres paramètres suivant la précision souhaitée et les données disponibles.

S'il est vrai que cette approche va un peu à contre courant des diverses méthodes actuelles multi-canal, et/ou multi-spectrale, elle se différencie surtout par le rôle important que joue l'échelle d'étude et grâce au fait que l'organisation spatiale des nuages est déduite à partir d'un indice unique. Elle présente également un avantage considérable en évitant le choix difficile d'un seuil pour séparer ciel clair et nuageux. Ce problème du choix d'un seuil ciel clair / ciel nuageux est récurrent car dans la majorité des algorithmes il conditionne la précision<sup>38</sup>; un problème qui rejoint celui de la détermination de la couverture nuageuse sous-pixel (cf. chapitre 5).

## 11.7 Discussion

L'article précédent utilise des résultats de la théorie de l'information. Cette théorie qui a été mise au point par des ingénieurs des téléphones des laboratoires Bell System, est basée sur l'idée qu'un signal peut être vu comme la réalisation d'une variable aléatoire, suivant une certaine distribution de probabilité et apportant une certaine quantité d'information. Dans son article<sup>39</sup>, "The Mathematical Theory of Communication", Shannon introduit différents concepts mathématiques dont la notion d'entropie d'une variable aléatoire (et par extension d'une séquence aléatoire). L'objectif principal de cette théorie est d'établir un lien entre la probabilité des événements observés dans le signal et l'information fournie par le signal lui-même (Cover et Thomas, 1991). Ainsi, dans un cadre 2D, on considère généralement qu'une image est riche en information si elle met en évidence beaucoup de structures et objets variés; au contraire, elle est pauvre en information si elle contient très peu d'objets, ou si elle est uniforme.

La classification d'images nécessite naturellement de préciser ce que l'on recherche (types, genres ...), et en conséquence, de définir des quantités pertinentes et adaptées aux caractéristiques à extraire. A cette fin, les concepts issus de la théorie de l'information peuvent être utilisés dans l'analyse et l'interprétation des images. Une idée naturelle consiste donc à utiliser l'entropie définie par Shannon, afin d'évaluer la quantité d'information contenue dans chaque type d'image. L'application de la théorie de l'information à la mesure de la diversité résulte alors de ce que l'entropie possède les qualités que l'on souhaite d'un indice de diversité: quantité positive prenant sa valeur minimale quand un seul élément (dans ce cas une classe)

<sup>38</sup> Voir Li et al. (2003) qui ont utilisé les luminances IR/VIS pour une classification nuageuse qui ne dépend pas d'un seuil de luminance ou de température.

<sup>39</sup> <http://cm.bell-labs.com/cm/ms/what/shannonday/paper.html>

est représenté en plus d'un exemplaire, et sa valeur maximale quand tous les éléments ont la même fréquence.

Notre méthode présente l'avantage d'éviter le choix difficile d'un seuil pour séparer ciel clair et nuageux, cependant elle soulève aussi quelques interrogations, qui limitent pour l'instant son application.

En premier lieu, on peut s'interroger sur l'intervention de l'interprétation humaine dans l'apprentissage du processus de classification à partir des images satellites. L'apport de l'interprète prend en fait toute son importance puisqu'il est capable de synthétiser et de définir des ensembles dont le contenu est varié, compte-tenu de son expérience portant sur des caractéristiques phénoménologiques. Ainsi, une interprétation visuelle<sup>40</sup> sera dans un certain nombre de cas plus rapide et moins coûteuse, en particulier lorsqu'il s'agit d'identifier des unités reconnaissables grâce à des critères de forme ou d'environnement textural. Le choix de l'interprétation visuelle plutôt que de l'interprétation automatique est aussi fonction de la quantité de données à traiter, du niveau de précision attendu, ainsi que du temps pour la réalisation du travail. Le problème étant toujours d'obtenir une base de données bien référencée.

La deuxième question que l'on peut poser est la suivante : "quelle est la différence entre *DI* et l'entropie comme paramètre de texture défini dans le chapitre 5 ?". Si on s'intéresse à un modèle d'entropie locale, dérivé des méthodes classiques de calcul d'attributs texturaux et basé sur des distributions locales des niveaux de gris, dans des voisinages de taille fixe, l'entropie locale est alors évaluée pour un pixel. On peut alors estimer l'entropie d'une région particulière, à partir d'une sommation sur l'ensemble des pixels de cette région. Cependant, dans cette méthode, les fenêtres considérées se superposent et un processus faisant intervenir des moyennes spatiales risque de dégrader sérieusement l'information obtenue localement. Ainsi, deux images ne contenant de toute évidence pas la même information, par exemple l'une mettant en évidence des textures et des objets définis par leurs contours, et l'autre relativement homogène, pourront avoir la même entropie globale.

De son côté, *DI* est évalué globalement sur l'image et ne permet pas de mesurer la quantité d'information contenue dans des structures locales. Cet indice est donc directement calculé à l'échelle régionale, et ne résulte pas de moyenne spatiale, mais de la mise en relation de la variabilité à l'échelle locale et à l'échelle régionale.

Il serait alors utile de comparer *DI* avec des paramètres statistiques ou de texture habituellement calculés pour classer les nuages. L'idée d'un couplage de *DI* avec une information spatiale de type texture pourrait alors compléter la classification. Cependant une analyse des corrélations entre paramètres de texture sera alors nécessaire pour éviter la redondance d'information entre paramètres et alourdir le temps de calcul.

Une autre question qui vient lorsqu'on tente d'aborder la classification à cette échelle concerne le degré de complexité requis pour classer de façon correcte chacun des grands types de nuages, et la façon avec laquelle ce degré de complexité varie en fonction de l'échelle à considérer. Nous pouvons regrouper ces deux questions en une seule, en se demandant s'il existe un seuil de résolution spatiale en dessous duquel il n'est plus pertinent d'utiliser l'indice *DI*.

Pour répondre à cette question, il faut noter que les images satellites peuvent être caractérisées par leurs singularités, c'est à dire par l'ensemble des pixels sur lesquels se produisent les transitions de niveau de gris les plus grandes. Ce point est important pour nous car c'est la présence de ces singularités qui va modifier la variabilité des zones de 8 km par 8

---

<sup>40</sup> L'oeil perçoit, en noir et blanc, jusqu'à 16 niveaux de gris. Il s'agit du nombre de niveaux qui peuvent être reconnus en absolu, c'est à dire lorsqu'ils ne se jouxtent pas, mais sont éloignés les uns des autres. Lorsqu'on fait jouer le contraste, l'oeil présente des performances supérieures. En effet, on perçoit un plus grand nombre de nuances lorsqu'on établit des comparaisons entre grisés se jouxtant, mais on n'est pas capable d'assurer que l'oeil effectuera une mesure fidèle de ces mêmes niveaux de gris lorsque les deux zones comparées ne seront pas proches l'une de l'autre.

km servant de base au calcul de DI. Le découpage choisi devra donc être un compromis entre un nombre suffisant de sous-zones, et une taille suffisante de ces zones pour obtenir une plage de variation assez large du paramètre utilisé pour caractériser la variabilité.

On peut noter que ce paramètre ( $\sigma_{TB}$ ) en plus d'être relié au type de nuage, dépend non seulement de la taille de la fenêtre utilisée mais aussi de la résolution spatiale. Isaacs et Barnes (1987) ont mené une intercomparaison des images de nuages issues des capteurs en activité à l'époque (OLS, AVHRR, *GOES* et *Landsat*). Cette étude a montré des différences dans les propriétés des nuages observées, différences essentiellement dues à la résolution spatiale. Bien que nous ayons testé des données de résolutions inférieures (*GOES*), pour compléter cette étude, un travail similaire doit être conduit sur des données de plus haute résolution, comme celles du satellite *Landsat* (30 m). Le changement d'échelle revient aux questions traitées au début de cette thèse, c'est-à-dire savoir dans quelles limites une caractérisation de l'hétérogénéité peut être étendue.

Si l'on s'attache à cette notion d'échelle, il faudrait en fait s'interroger sur la limitation de notre méthode par rapport aux scènes mixtes. En effet, nous supposons chaque maille occupée par un seul type de nuage. Cette hypothèse a évidemment ses limites, et il suffit de regarder les images des satellites pour s'apercevoir qu'à grande échelle, le ciel montre parfois de grandes zones homogènes, ou bien comprenant un mélange complexe de plusieurs types. Il est évident que dans une même scène peuvent coexister différents types de nuages, notamment dans les zones de transitions ciel clair/ciel nuageux. On se retrouve donc de nouveau confronté à une hypothèse sur l'homogénéité, mais cette fois à une échelle plus grande que dans la deuxième partie. Pour y remédier, il faut conduire un apprentissage avec des patterns mixtes, et voir dans quelles catégories ils se classent.

Sur la méthode employée pour obtenir DI, un des aspects qui reste à étudier est celui de la détermination du nombre optimal de classes pour le calcul de  $\sigma_{TB}$ . Ce nombre (ici 10), obtenu de façon empirique, nous a permis d'obtenir une assez bonne sensibilité aux différents types de nuages, mais il est clair qu'une étude plus précise est nécessaire. Ces classes sont déterminées ici simplement à partir de la gamme de variation de  $\sigma_{TB}$ . Une fois fixée, cette plage de valeurs est divisée en 10 intervalles. Ce que l'on peut dire simplement, c'est qu'il faut un nombre suffisamment grand pour que l'indice lui-même ait un domaine de variation assez large, permettant de discriminer le plus de patterns possibles. Le nombre d'intervalles est donc relié à la résolution et à la taille de la scène qui vont fixer le nombre de "sous-grilles" utilisées pour le calcul de  $\sigma_{TB}$ .

Parmi les points à améliorer, il faut manifestement réduire les incertitudes et les erreurs de classification, ceci dans un objectif opérationnel. Il apparaît désormais nécessaire de s'orienter vers l'ajout d'un troisième paramètre lié à l'altitude du sommet ou la hauteur du nuage. Pour cela, on pourrait utiliser les profils de température donnés par les centres de prévision. En cherchant le point où la température de brillance à 11  $\mu\text{m}$  est égale à la température du profil donné, on peut en effet obtenir une bonne estimation de la pression ou de la hauteur apparente du nuage (apparente car dans le cas de cirrus minces, la hauteur apparaît plus basse que la hauteur réelle). Une autre méthode possible serait l'utilisation de la différence entre la TB à 11  $\mu\text{m}$  et une climatologie de la température de surface, comme première approximation de la hauteur du nuage. Cependant, la TB moyenne sur de si grandes surfaces, n'est pas forcément représentative à cause de la composante de surface parfois très importante. Il est probable que la venue des radiomètres comme le MISR (Multiangle Imaging Spectroradiometer) à bord du satellite EOS (Earth Observing System)-Terra, et les premières mesures multispectrales et multi-angle, va permettre, par une information supplémentaire sur l'extension verticale, jusque là indirecte, de combler ces limitations liées à une vision en deux dimensions des nuages (Horvath et Davies, 2001; Zhao et Di Girolamo, 2004).

Nous avons évoqué dans la conclusion de l'article précédent, le besoin d'une meilleure prise en compte des nuages dans les modèles à grande échelle. Les nuages participent à l'équilibre radiatif en réfléchissant, diffusant et absorbant en partie les rayonnements solaire et terrestre. Leur action radiative dépend de leurs caractéristiques microphysiques. Ainsi les cirrus qui sont semi-transparents aux rayonnements infrarouges, contribuent à l'effet de serre. Au contraire, les stratocumulus, qui sont opaques au rayonnement visible, réduisent la quantité d'énergie solaire atteignant le sol et refroidissent les basses couches de l'atmosphère. Une évaluation précise de la contribution des nuages à l'équilibre radiatif de la planète et à la redistribution des énergies entre l'équateur et les pôles, passe donc forcément par une bonne représentation des nuages.

Cette représentation des nuages et de leurs propriétés radiatives est une des principales causes d'incertitudes sur les prévisions obtenues par les modèles de circulation générale de l'atmosphère (General Circulation Model ou GCM) (Joussaume, 2001). D'une façon générale, ces GCM ont des mailles relativement grandes, de 100 à 500 km de côté, à l'intérieur desquelles on ne considère qu'une représentation au 1<sup>er</sup> ordre (éventuellement au 2<sup>ème</sup>) des variables météorologiques.

La mauvaise prise en compte des variabilités nuageuses provoque des erreurs à plus grande échelle car on ne peut pas se contenter des valeurs moyennes dans chaque cellule. Il s'en suit une représentation imparfaite des caractéristiques régionales nuageuses, et par extension climatiques. Des études récentes s'intéressent à la prise en compte de l'hétérogénéité nuageuse dans les modèles de climat. Par exemple, Rossow et al. (2004), ont récemment étudié les implications des variations méso-échelle des nuages pour le bilan radiatif de la Terre. Ils soulignent que, malgré l'attention portée aux effets des variations nuageuses de petite échelle sur le transfert radiatif, les études n'ont jamais été très claires sur les échelles spatiales importantes à considérer. Ce problème correspond à la difficulté de modéliser les nuages, simplement parce qu'ils sont trop petits par rapport à la résolution des modèles de climat. Ils sont donc introduits dans le modèle sous forme de sous-modèles simplifiés, et constituent ce qu'on appelle une paramétrisation.

Pourtant, le lien à faire entre les propriétés structurales et fonctionnelles des nuages, à différentes échelles, est crucial pour améliorer la prévision de leurs évolutions temporelles, la détermination de leurs propriétés microphysiques et leur impact environnemental.

*Il est bon d'avoir une fin vers laquelle  
cheminer, mais en définitive, c'est le  
cheminement lui-même qui compte*

Ursula K. Le Guin

*C'est au coeur même de notre activité  
que nous cherchons notre but*

Rabindranath Tagore





## CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Après trente ans de mesures, la radiométrie micro-onde passive connaît aujourd'hui beaucoup d'applications en observations météorologiques spatiales. Cependant, cette thèse, en participant à l'étude de l'hétérogénéité des champs nuageux et de ses conséquences sur les mesures par MW de l'eau liquide nuageuse et des précipitations, nous montre que malgré l'amélioration des techniques, il faut toujours tenir compte de la résolution spatiale limitée des radiomètres micro-ondes.

La première partie, consacrée à la revue des travaux de recherche menés en radiométrie micro-onde passive, a été l'occasion de rappeler le développement important cette voie de l'étude de l'atmosphère. Ce travail bibliographique montre que de nombreux travaux se sont heurtés au problème de la prise en compte de l'hétérogénéité, en particulier pour la mesure des précipitations. A partir de ce constat, le premier objectif a été l'étude des effets de cette hétérogénéité nuageuse sur les températures de brillance micro-ondes.

La deuxième partie a illustré l'intérêt de la modélisation pour mieux interpréter, et donc mieux exploiter, les mesures de télédétection. Après s'être intéressé à la façon de mesurer et quantifier l'hétérogénéité, nous avons montré ses conséquences (BFE) sur les températures de brillance micro-ondes. Notre analyse a été conduite dans un premier temps à partir de simulations du transfert radiatif, afin de déterminer la dépendance du BFE à divers paramètres d'hétérogénéité et en particulier à la couverture nuageuse sous-pixel. Les travaux de modélisation ont ensuite permis de quantifier le BFE en fonction du type de nuage et de la nature des hétérogénéités présentes à l'intérieur des pixels MW.

Cette étude théorique a fait apparaître le lien entre la couverture sous-pixel et le BFE. De plus, nous avons étudié l'apport de l'information texturale pouvant être déduite à partir d'images hautes résolutions acquises dans le visible et le proche infrarouge. Les résultats obtenus ont montré une dépendance du BFE en fonction de la distribution spatiale sous-pixel et ont permis de mettre en évidence et confirmer un comportement différent avec des types nuageux différents.

Nous avons ensuite tenté de montrer dans la troisième partie que la combinaison de plusieurs approches était la plus constructive. L'objectif était d'évaluer l'apport de l'information sous-pixel dans la mesure des précipitations. Tout d'abord, une revue du couplage des micro-ondes passives avec d'autres longueurs d'ondes, ou avec des capteurs actifs, a mis en relief la possibilité de relier de façon effective les deux domaines spectraux de façon géométrique, complétant ainsi les approches par complémentarité physique (épaisseur optique, LWP).

Vu les développements des modèles de climat et de prévision météo, la détermination des paramètres nuageux doit être plus précise, en particulier pour des études régionales. Ce gain en précision peut être obtenu en estimant l'hétérogénéité à l'échelle inférieure à celle des pixels MW.

Suite à des études montrant la possibilité d'utiliser les réseaux de neurones dans les restitutions des paramètres atmosphériques, nous avons opté pour cette approche afin de déterminer le taux de pluie à partir des TB à 85 GHz en combinaison avec des données issues de capteurs de plus haute résolution. En plus de la simplification apportée par l'utilisation d'une seule fréquence, l'avantage de travailler à 85 GHz, réside dans un accès aux précipitations à une résolution élevée, utile dans des analyses locales et régionales, en particulier au-dessus des terres.

Nous avons alors mis en place une méthodologie de restitution simple permettant la mise en évidence des effets de l'apport d'une information sous-pixel de nature spatiale dans les restitutions par micro-ondes. Pour cela, nous avons appliqué une méthode de couplage basée

sur la couverture nuageuse sous-pixel. En effet, nous avons vu que la variabilité du contenu en eau pouvait être traduite sous forme de paramètres reliés à la distribution horizontale de l'eau à l'intérieur des pixels MW, dont la plus simple est cette couverture sous-pixel. Grâce à ce couplage, nous avons montré que la précision de la restitution du taux de pluie pouvait être améliorée par l'addition, en entrée des réseaux, de la couverture nuageuse. En effet l'utilisation de celle-ci a permis d'obtenir de meilleures corrélations entre les taux de pluie restitués par notre algorithme et les taux de pluie dérivés des données du radar, par rapport au cas où seule la température de brillance est utilisée.

S'il est vrai que la restitution du taux de pluie à partir des températures de brillance à 85 GHz et d'une information sous-pixel sur la couverture nuageuse donne des résultats acceptables, il faut reconnaître que nous nous sommes limités pour notre étude, à une base de données assez restreinte, qui doit être complétée.

De plus, comme nous l'avons vu dans l'article du chapitre 9, l'utilisation de la couverture sous-pixel, suppose un travail de fond préalable sur le choix d'un seuil de ciel clair (seuil fixe ou dynamique), un choix qui va influencer directement la précision des restitutions. Une étude sur la méthode la plus adaptée pour déterminer la couverture nuageuse sous-pixel est donc nécessaire.

Il faut souligner que la question de la validation d'une procédure de restitution pour le LWP (pour les nuages non-précipitants) à l'échelle du pixel MW reste encore problématique car il n'existe pour l'instant que des cartes du LWP à une échelle plus grande ( $0.5^\circ$  à  $1.5^\circ$ ) employée par les modèles climatiques.

Dans ce travail, parmi les deux processus envisagés pour la restitution, celui impliquant des simulations des températures de brillance, c'est à dire l'algorithme "*physique*", n'a été que brièvement évoqué (chapitre 9). Pour ce type algorithme, l'utilisation de données synthétiques permet d'obtenir des conditions variées et contrôlées. Dans la phase de validation, qui consiste dans une comparaison modèle/observations, l'ajustement des paramètres d'entrée du modèle doit être précis, et reste la plupart du temps associé à des conditions régionales ou locales bien définies. Ainsi, avant de poursuivre plus avant la création d'une base de données conséquente, il nous faut résoudre les problèmes liés à l'hétérogénéité verticale et à la diffusion par les particules de glace. En particulier, de nombreux travaux ont déjà montré la nécessité de prendre en compte la structure 3D des nuages pour simuler avec une bonne précision leur réponse radiative. Cependant des problèmes existent toujours au sujet de la correction des décalages des TB issues des codes 3D par rapport à la localisation réelle des maximums des champs nuageux surtout lorsque la diffusion est importante.

Toutefois, les outils de modélisation du transfert radiatif MW qui permettent de mieux tenir compte de la variabilité spatiale dans la structure de la couverture nuageuse sont appelés à se développer dans les années qui viennent. Ces modèles offrant un traitement tridimensionnel incluant la polarisation font seulement leurs premières apparitions (Bremen et al., 2002; Davis, 2004), et laissent espérer un meilleur traitement des problèmes liés au BFE et à l'hétérogénéité verticale.

L'étude du BFE en fonction de la couverture nuageuse sous-pixel a mis en évidence la nécessité de séparer les restitutions par micro-ondes suivant le type de nuage et la nature des précipitations (convective ou stratiforme). Dans la perspective d'une classification des scènes nuageuses, nous avons utilisé à nouveau l'information spatiale, mais cette fois pour une classification nuageuse rapide et adaptée à une échelle d'étude de 100 km. La dernière partie a donc été l'occasion d'aborder la classification des nuages par satellite. En effet si l'on veut utiliser le bon algorithme, ici le réseau dont l'apprentissage a été fait sur un type de nuage spécifique, il est nécessaire de connaître le type de précipitation en présence, et donc par extension le type de nuage. C'est pourquoi nous avons cherché à caractériser les champs nuageux à méso-échelle.

En s'appuyant sur des travaux qui soulignent la nécessité de déterminer les types de nuages à une échelle régionale, nous avons suivi une approche originale, qui a pour origine une technique employée en écologie permettant de quantifier la diversité des écosystèmes à partir d'un seul indice basé sur une mesure de l'entropie. Pour nous, l'hypothèse de base est l'existence d'un lien entre les variabilités locales à petite et grande échelle, variabilités qui donnent aux champs nuageux des formes caractéristiques d'organisation dans l'espace.

Un nouvel indice, l'indice de diversité, - *DI* - a permis de caractériser de façon relativement simple (peu de paramètres mis en jeu) et rapide, le type de nuage d'une scène nuageuse donnée. Cette méthode, testée avec les données AVHRR, GOES et MODIS, donne des premiers résultats encourageants. En effet la bonne corrélation *DI-type de nuage* permet dans un premier temps de séparer les classes de nuages de la couche limite.

Ce résultat est important car il montre la possibilité d'une reconnaissance des nuages non plus seulement à partir d'une combinaison complexe de caractéristiques spatiales et spectrales, parfois coûteuses en temps de calcul, mais simplement à partir de l'information spatiale. D'autre part, couplée avec une autre information spatiale de plus grande échelle en entrée d'un réseau de neurones, on obtient une procédure de classification nuageuse plus complète. L'indice de diversité permet donc, en reliant l'hétérogénéité spatiale, de l'échelle la plus fine accessible par les capteurs courants jusqu'à l'échelle régionale, d'aborder d'une autre façon les questions d'hétérogénéité et surtout de quantifier cette organisation créée et contrôlée par les processus (dynamiques et thermodynamiques) de l'atmosphère.

Cette méthode de classification des nuages semble relativement bien adaptée à l'échelle moyenne, et comme nous l'avons souligné dans l'article du chapitre 11, une application météorologique est envisageable.

La figure 22 représente de façon schématique la démarche suivie tout au long de cette thèse. Ce processus complet de restitution peut se résumer par les quatre points suivants :

1. La récolte et le traitement des données de télédétection multi-capteurs (MW, IR/VIS et radar) sur les zones d'étude.
2. Le choix et le calcul des paramètres d'hétérogénéité pertinents (du point de vue de l'échelle) associés à la scène nuageuse étudiée.
3. La classification nuageuse de la scène (détaillée ou restreinte au type de précipitation).
4. Une procédure de restitution des précipitations ou du LWP nuageux orientée suivant le type de nuage défini par l'étape précédente.

La classification, en amont de la restitution proprement dite, trouve naturellement sa place dans le processus de restitution, en permettant la reconnaissance du type de précipitation (convective/stratiforme), et donc l'amélioration des estimations par micro-ondes passives. Cependant, il reste encore à relier de façon effective la partie restitution (4) à celle concernant la classification (3, en pointillés sur la figure 22). Il faut trouver une classification adaptée, et pour cela *DI* semble a priori un bon candidat. Cependant, pour le cas de restitutions basées sur le canal 85 GHz, il existe une méthode encore plus simple proposée par Anagnostou et Kummerow (1997) basée sur le calcul de l'indice *VI* à 85 GHz. Avec cet indice, la TB micro-onde serait utilisée à la fois pour la restitution du taux de pluie, mais aussi pour déterminer la fraction stratiforme de la scène nuageuse.

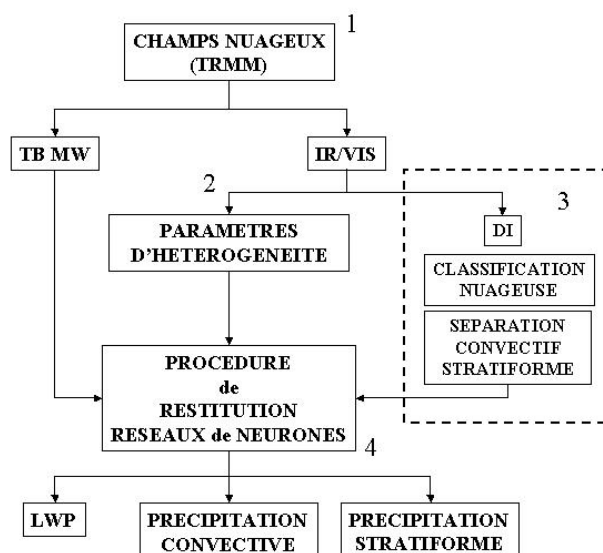


FIG. 22 - Processus complet de restitution couplée MW/IR-VIS incluant une classification nuageuse.

Pour l'ensemble du processus décrit sur la figure 22, nous avons toujours gardé à l'esprit deux questions principales, à savoir : quelles sont les données disponibles et quels sont les utilisateurs potentiels de ces observations ? Ainsi, à travers ces différentes voies (restitution et classification), plusieurs types de données ont été utilisés : GOES, AVHRR, MODIS, TMI, VIRS, et PR, dans des études théoriques ou de faisabilité, plus que dans un but vraiment opérationnel.

Les travaux présentés dans ce manuscrit ont surtout permis de mettre en évidence la nécessité de tenir compte de la variabilité locale des propriétés des nuages afin d'améliorer la modélisation en prenant en compte l'hétérogénéité à différentes échelles. L'hétérogénéité a ainsi été appréhendée à différentes échelles : la première associée aux pixels haute résolution ( $\sim 1$  km), c'est à dire les données IR/VIS. A cette échelle, c'est la valeur locale des paramètres d'hétérogénéité ou de texture qui permet de quantifier l'hétérogénéité (figure 23). L'échelle supérieure correspond à celle des MW ( $\sim 8$  km). Pour ces pixels, la couverture sous-pixel est le principal paramètre à prendre en compte. A un troisième niveau, celui de la scène nuageuse étudiée ( $\sim 100$  km), l'indice de diversité et éventuellement la couverture nuageuse moyenne nous renseignent sur la nature des nuages observés.

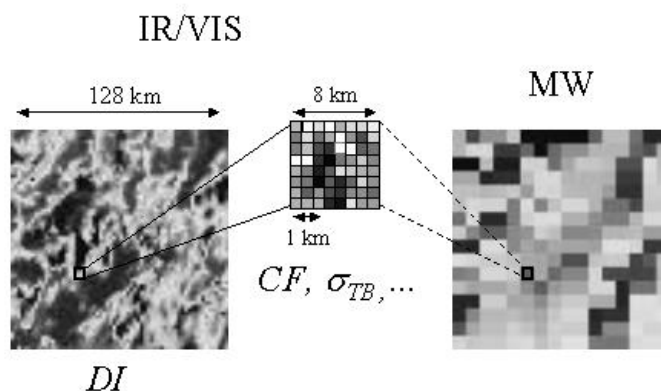


FIG. 23 - L'hétérogénéité vue à différentes résolutions spatiales : 1 km (IR/VIS) et 8 km (MW), et caractérisée à différentes échelles : 8 km (CF) et 128 km (DI).

Finalement, nous pouvons dire que cette thèse apporte au moins trois contributions à l'étude de l'hétérogénéité nuageuse vue par les satellites :

- Tout d'abord une mise en évidence quantitative des effets de l'hétérogénéité sur les températures de brillance MW.
- Ensuite la démonstration que l'apport d'une information sous-pixel telle que la couverture nuageuse peut améliorer la qualité des restitutions des précipitations à partir des micro-ondes.
- Enfin, la définition d'un nouvel indice permettant de caractériser les champs nuageux à moyenne échelle.

De façon plus générale, les conclusions précédentes sont le fruit de l'utilisation de techniques et de méthodes (codes de transfert radiatif micro-ondes, modèles de nuages, réseaux de neurones, ou traitement des images satellites) qui ont toutes contribué à une meilleure connaissance des problèmes liés à l'hétérogénéité rencontrés en radiométrie passive.

Nous ne reviendrons pas ici sur les limites des trois points ci-dessus, déjà évoqués dans les chapitres précédents (souvent liées au caractère opérationnel des algorithmes utilisés), mais on insistera plutôt sur les perspectives qu'ils offrent. En effet, les résultats obtenus permettent de définir quelques perspectives à court et moyen termes, surtout si on prend en compte les développements récents de la radiométrie MW passive.

Une des perspectives liée au couplage est la fusion des images MW et IR/VIS de différentes résolutions. Jusqu'alors (avant les premières plates-formes supportant plusieurs types de capteurs), sur un site donné, les données étaient majoritairement issues d'un seul type de capteur, ou dans le cas contraire, de données dont la proximité temporelle n'était pas favorable. Maintenant les systèmes d'observation comprennent plusieurs types de capteurs, soit sur la même plate-forme, soit à l'aide d'une constellation de plusieurs satellites. Ceci permet la fusion de données comparables et plus généralement la fusion des informations extraites de différents capteurs. Cette fusion pourrait faire ressortir des informations nouvelles sur la structure et la forme du couvert nuageux. Le problème majeur vient ici du fait que la fusion s'appliquerait à des données physiques de nature différentes. Jusqu'à présent, les travaux existants dans ce domaine concernent des longueurs d'ondes dans le VIS ou l'IR (Laporterie, 2002). Les premiers travaux sur cette fusion commencent tout juste à émerger comme le montrent récemment Tapiador et al. (2004) qui proposent une technique de fusion basée sur les réseaux de neurones pour estimer les précipitations à 0.1° de résolution à partir des données IR et MW.

La reconnaissance des structures d'échelles moyennes, en plus de nous aider à comprendre les processus physiques créant les nuages et de suivre leur évolution, met en évidence le déficit imposé aux méthodes de génération de nuages pour simuler des champs nuageux réalistes, tant au niveau statistique que physique et même visuel. La capacité des modèles à générer des structures réalistes des champs nuageux observés par satellite avec un petit nombre de paramètres est encore limitée. Dans cette voie, et vers la génération de champs nuageux réalistes, Benassi et al. (2004) proposent le modèle tdMAP (tree-driven Mass Accumulation Process). Des modèles de ce type pourraient permettre d'apporter des solutions pour une meilleure représentation de la distribution spatiale de la teneur en eau généralement observée dans l'atmosphère et générer des champs avec des structures réalistes, non seulement à petite échelle, mais aussi à l'échelle régionale.

Dans les années à venir, plusieurs radiomètres vont fournir des données à différentes fréquences et différentes résolutions. Il y a en effet plus de radiomètres micro-ondes opérationnels actuellement qu'il n'y en a jamais eu, et cela devrait même s'améliorer. Ces futurs capteurs sont prometteurs car des missions spatiales comme AQUA<sup>41</sup>, TERRA<sup>42</sup>, ADEOS II<sup>43</sup>, intègrent toutes des radiomètres micro-ondes, dédiés pour la plupart à la mesure des précipitations. Ces missions impliquent des nouveaux radiomètres comme le Advanced Microwave Scanning Radiometer (AMSR), un instrument japonais embarqué sur les satellites AQUA de la NASA et ADEOS II de la NASDA. Des AMSU seront lancés par la NOAA, et par le satellite européen MetOp. Le premier SSM/IS (SSM/I avec en plus un sondeur de température) sera lancé pour remplacer les SSM/I. Enfin, probablement après 2010, le NPOESS (National Polar Orbiting Environmental Satellite-System) portera d'une part la série des CMIS (Conically-scanning Microwave Imager Sounders), avec des antennes de 2 mètres et des fréquences comprises entre 6 et 200 GHz et un sondeur micro-onde de température au nadir.

Tous les points abordés dans cette thèse pourront ainsi connaître de nouveaux développements avec la mise en place des prochaines missions satellites. Parmi elles, le programme GPM<sup>44</sup> (Global Precipitation Measurement), planifié pour 2007, basé sur les réalisations de TRMM, va ouvrir un nouveau champ en cherchant à observer les précipitations plus fréquemment et de façon plus globale que TRMM. La stratégie de cette nouvelle mission spatiale, s'appuie sur un satellite principal de type TRMM portant un radiomètre MW et un radar, et une constellation de huit satellites portant uniquement des radiomètres MW, permettant de délivrer des cartes de précipitations globales environ toutes les trois heures. Jusqu'à sa mise en oeuvre, ce sont plusieurs satellites micro-ondes qui effectuent des observations combinées. Ces radiomètres sont ceux du programme DMSP, le satellite AQUA et ADEOS II (Advanced Earth Observing Satellite). Ensemble, et en conjugaison avec TRMM, ils permettront la transition vers le GPM.

En Europe, l'EGPM et le projet RAINCLOUD dont l'un des objectifs est clairement de construire une passerelle entre les études concernant l'interaction nuage-rayonnement et celles sur l'estimation des précipitations. En particulier, concernant la mesure des précipitations, ce dernier projet suggère des recherches en direction des algorithmes de restitution des précipitations et utilisant toute l'information disponible sur les nuages. De tels algorithmes sont étroitement reliés à la possibilité de discriminer les différents types de nuages par des méthodes qui, comme nous l'avons vu précédemment, restent encore à développer et améliorer.

Dans la continuité de TRMM et en synergie avec GPM, la mission Megha-Tropiques<sup>45</sup>, dont le lancement est prévu pour 2006, sera dédiée à l'étude du cycle de l'eau des systèmes convectifs dans la zone intertropicale, et portera deux radiomètres micro-ondes : MADRAS (Microwave Analysis & Detection of Rains & Atmospheric Structure) et SAPHIR (Sondeur Atmosphérique du profil d'Humidité Intertropicale par Radiométrie).

Enfin, les radiomètres micro-ondes, pour l'instant limités du point de vue de la fréquence temporelle des observations par leurs orbites polaires, vont probablement évoluer vers des orbites géostationnaires (Gasiewski et al., 2003; Klein et al., 2003).

---

<sup>41</sup> <http://aqua.nasa.gov>

<sup>42</sup> <http://terra.nasa.gov>

<sup>43</sup> <http://sharaku.eorc.jaxa.jp/ADEOS2/index.html>

<sup>44</sup> <http://gpm.gsfc.nasa.gov> et <http://www.crl.go.jp>

<sup>45</sup> <http://cet.lmd.polytechnique.fr/MT>

*La persévérance est favorable*

Paulo Coelho





## ANNEXE

### COMMUNICATIONS DANS LES COLLOQUES

- **"Etude de l'effet de l'hétérogénéité et de la couverture fractionnaire sur la restitution des paramètres nuageux à partir des micro-ondes,"** D. Lafont, and B. Guillemet, 2002. Poster, *PATOM (Programme ATmosphère Océan à Multi-échelles)*, Paris, 14-15 octobre..
- **"Effects of fractional coverage and inhomogeneities on rain rate and LWP retrievals from spaceborne microwave brightness temperature,"** D. Lafont, and B. Guillemet, B., 2003. Présentation orale, *EGS-AGU-EUG Joint Assembly*, Nice, 6-11 avril.
- **"Dependence of microwave beam-filling error on subpixel cloud fraction and inhomogeneity,"** D. Lafont, and B. Guillemet, 2003, Poster, *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Toulouse, 21-25 juillet.

### PUBLICATIONS

- **"Subpixel fractional cloud cover and inhomogeneity effects on microwave beam-filling error,"** D. Lafont, and B. Guillemet, *Atmospheric Research*, 72, 149-168, 2004.
- **"Beam-filling effect correction with sub-pixel cloud fraction and inhomogeneity parameters using a neural network,"** D. Lafont, and B. Guillemet, *Accepté dans IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004.
- **"Mesoscale cloud patterns classification over ocean with a neural network using a new index of cloud variability,"** D. Lafont, O. Jourdan, and B. Guillemet, *Accepté dans International Journal of Remote Sensing*, 2005.



## BIBLIOGRAPHIE

- Adler, R. F., A. J. Negri, P. R. Keehn, and I. M. Hakkarinen, 1993: Estimation of monthly rainfall over Japan and surrounding waters from a combination of low-orbit microwave and geosynchronous IR data, *J. Appl. Meteor.*, 32, 335-356.
- Adler, R. F., G. J. Huffman, and P. R. Keehn, 1994: Global tropical rain estimates from microwave adjusted geosynchronous IR data, *Rem. Sens. Rev.*, 11, 125-152.
- Ahn, M.-H., Y.-K. Seo, H.-S. Park, A.-S. Suh, 2002: Determination of tropical cyclone center by using TRMM Microwave Imager data, *Geophys. Res. Lett.*, 29, 10.1029/2001GL0113715, 15-1:15:4.
- Aires, F., C. Prigent, W. B. Rossow, M. Rothstein, 2001: A new neural network approach including first guess for retrieval of atmospheric water vapor, cloud liquid water path, surface temperature, and emissivities over land from satellite microwave observations, *J. Geophys. Res.*, 106, 14887-14907.
- Alishouse, J. C., 1983: Total precipitable water and rainfall determination from the SEASAT Scanning Multichannel Microwave Radiometer, *J. Geophys. Res.*, 88, 1929-1935.
- Alishouse, J. C., S. A. Snyder, J. Vongsathorn, R. Ferraro, 1990: Determination of oceanic total precipitable water from the SSM/I, *IEEE. Trans. Geosci. Rem. Sens.*, 28, 811-816.
- Anagnostou, E. N., and C. Kummerow, 1997: Stratiform and convective classification of rainfall using SSM/I 85-GHz brightness temperature observations, *J. Atmos. Ocean. Technol.*, 14, 570-575.
- Anderson, R. K., 1969. Introduction to data interpretation, *Satellite Meteorology, Bureau of Meteorology*, Melbourne, Australia, pp. 15-16.
- Aonashi, K., A. Shibata, G. Liu, 1996: An over-ocean precipitation retrieval using SSM/I multi channel brightness temperatures, *J. Meteorol. Soc. Japan*, 74, 617-637.
- Aonashi, K., N. Yamazaki, H. Kamahori, K. Takahashi, 2004: Variational assimilation of TMI rain type and precipitation retrievals into global numerical weather prediction, *J. Meteorol. Soc. Japan*, 82, 671-693.
- Arkin, P. A., R. Joyce, and J. E. Janowiak, 1994: The estimation of global monthly mean rainfall using infrared satellite data: The GOES Precipitation Index (GPI), *Rem. Sen. Rev.*, 11, 107-124.
- Austin, P. M., and S. G. Geotis, 1978: Evaluation of the quality of the precipitation data from a satellite-borne radiometer, *Final Report under NASA grant NSG5024*, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA, 30 p.
- Bankert, R. L., 1994: Cloud classification of AVHRR imagery in maritime regions using a probabilistic neural network, *J. Appl. Meteorol.*, 33, 909-918.
- Bankert, R. L., and D. W. Aha, 1996: Improvement to neural network cloud classifier, *J. Appl. Meteorol.*, 35, 2036-2039.

- Bankert, R., and P. M. Tag, 2002: An automated method to estimate tropical cyclone intensity using SSM/I imagery, *J. Appl. Meteorol.*, 41, 461-472.
- Barath, F. T., A. H. Barrett, J. Copeland, D. E. Jones, A. E. Lilley, 1964: Mariner 2 microwave radiometer experiment and results, *Astronomical Journal*, 69, 49-58.
- Barrett, E. C., 1968. Notes on evolution and interpretation of satellite global-scale mosaics, *Weather*, 23 (5), pp. 198-205.
- Barker, H. W., and J. A. Davies, 1992: Solar radiative fluxes for stochastic, scale-invariant broken cloud fields, *J. Atmos. Sci.*, 49, 1115-1126.
- Barker, H. W., G. L. Stephens and Q. Fu, 1999: The sensitivity of domain-averaged solar fluxes to assumptions about cloud geometry, *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 125, 2127-2152.
- Basharinov, A. Y., A. S. Gurvich, and S. T. Yegorov, 1969: Determination of geophysical parameters from thermal radio emission measurements on artificial earth satellite COSMOS-243, *Dokl. Akad. Nauk. USSR, Sov. Phys. Dokl., English translation*, 188, 1273-1276.
- Bauer, P., 2002: Introduction to microwave radiative transfer, *Meteorological Training Course Lecture Series*, European Centre For Medium-Range Weather Forecasts, 20 p.
- Bauer, P., L. Schanz, R. Bennartz, P. Schlüssel, 1998: Outlook for combined TMI-VIRS algorithm for TRMM : Lessons from the PIP and AIP projects, *J. Atmos. Sci.*, 55, 1714-1728.
- Bauer, P., and P. Schluessel, 1993: Rainfall, total water, ice water and water vapour over sea from polarized microwave simulations and Special Sensor Microwave/Imager data, *J. Geophys. Res.*, 98, 20737-20759.
- Bell, 1987 : A space-time stochastic model for rainfall for satellite remote sensing studies, *J. Geophys. Res.*, 92, 9631-9643.
- Bellerby, T., M. Todd, D. Kniveton, C. Kidd, 2000: Rainfall estimation from a combination of TRMM Precipitation Radar and GOES multispectral satellite imagery through the use of an artificial neural network, *J. Appl. Meteorol.*, 2115-2128.
- Benassi, A., F. Szczap, A. Davis, M. Masbou, C. Cornet, P. Bleuyard, 2004: Thermal radiative fluxes through inhomogeneous cloud fields: A sensitivity study using a new stochastic cloud generator, *Accepté dans Atmos. Res.*
- Berg, W., and R. Chase, 1992: Determination of mean rainfall from the Special Sensor Microwave/Imager (SSM/I) using a mixed lognormal distribution, *J. Atmos. Ocean. Technol.*, 9, 129-141.
- Berges, J. C., and F. Chopin, 2004: Satellite rainfall estimation using a feed forward neural network: Improvements and limitations, *Proceedings of the 14th International Conference on Clouds and Precipitation (ICCP)*, Bologna, Italy, 273-276.
- Boers, R., 1997: Simultaneous retrievals of cloud optical depth and droplet concentration from solar irradiance and microwave liquid water path, *J. Geophys. Res.*, 102, 29881-29891.

- Bohren, C., and D. Huffman, 1983: Absorption and scattering by small particules, *Wiley, New York*.
- Bremen, C. L., E. Ruprecht, A. Macke, 2002: Errors in liquid water path retrieval arising from cloud inhomogeneities : the beam-filling effect, *Meteorol. Z.*, 11, 13-19.
- Browning, K. A., 1990: Rain, rainclouds and climate, *Quart. J. Meteor. Soc.*, 116, 1025-1051.
- Buettner, K.J.K., 1963: Regenortung von wetter satelliten mit hilfe von zentimeterwellen (Rain localization from a weather satellite via centimeter waves), *Naturwiss.*, 50, 591.
- Butler, C. T., R.v.Z. Meredith, 1996: Retrieving atmospheric temperature parameters from DMSP SSM/T-1 data with a neural network, *J. Geophys. Res.*, 101, 7075-7083.
- Cahalan, R. F., W. Ridgway, W. J. Wiscombe, T. L. Bell, 1994a: The albedo of fractal stratocumulus clouds, *J. Atmos. Sci.*, 51, 2434-2455.
- Cahalan, R. F., W. Ridgway, W. J. Wiscombe, S. Golmer, H. Harshvardhan, 1994b: Independent pixel and Monte Carlo estimates of stratocumulus albedo, *J. Atmos. Sci.*, 51, 3776-3790.
- Carvalho, L. M. V., and F. S. Dias, 1998: An application of fractal box dimension to the recognition of mesoscale cloud patterns in infrared satellite images, *J. Appl. Meteorol.*, 37, 1265-1282.
- Chandrasekhar, V., K. Mubarak, S. Lim, 2003: Estimation of raindrop size distribution from TRMM Precipitation Radar observations, *Proceedings International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Toulouse, France.
- Chang, A. T. C., L. S. Chiu, C. Kummerow, and J. Meng, 1999: First results of TRMM microwave imager (TMI) monthly oceanic rain rate: comparison with SSM/I, *Geophys. Res. Letters*, 26, 2379-2382.
- Chang, F.-L., and J. A. Coakley, 1993: Estimating errors in fractional cloud cover obtained with infrared threshold methods, *J. Geophys. Res.*, 98, 8825-8839.
- Chiu, L. S., G. R. North, D. A. Short, 1989: Errors in satellite rainfall estimation due to nonuniform field of view of spaceborne microwave sensors, *Microwave Remote Sensing of the Earth System*, Deepak, 95-109.
- Churnside, J. H., T. A. Stermitz, J. A. Shroeder, 1994: Temperature profiling with neural network inversion of microwave radiometer data, *J. Atmos. Ocean. Technol.*, 11, 105-109.
- Cober, S. G., A. Tremblay, G. A. Isaac, 1996: Comparison of SSM/I Liquid Water Path with aircraft measurements, *J. Appl. Meteorol.*, 35, 503-519.
- Combs, C. L., T. J. Greenwald, A. S. Jones, D. L. Randel, T. H. Vonder Haar, 1998: Satellite detection of cloud liquid water over land using polarization differences at 85.5 Ghz, *Geophys. Res. Letters*, 25, 75-78.

- Conner, M. and G. W. Petty, 1998: Validation and intercomparison of SSM/I rain-rate retrieval methods over the continental United States, *J. Appl. Meteorol.*, 37, 679-700.
- Conover, J.H., 1962. Cloud interpretation from satellite altitudes. AFCRL-62-680, Air Force Cambridge Research Laboratories, *L.G. Hanscom Field*, Bedford, Massachussets, 77 pp.
- Conover, J.H., 1963. Cloud interpretation from satellite altitudes. AFCRL-62-680, Supplement 1, Air Force Cambridge Research Laboratories, *L.G. Hanscom Field*, Bedford, Massachussets, 19 pp.
- Conover, J.H., 1964. The identification and significance of orographically induced clouds observed by TIROS satellites, *J. Appl. Meteorol.*, 3, 226-234.
- Coppens, D., and Z. S. Haddad, 2000: Effects of raindrop size distribution variations on microwave brightness temperature calculation, *J. Geophys. Res.*, 105, 24483-24489.
- Cornet, C., 2003: Restitution de paramètres nuageux par méthodes neuronales dans des cas de nuages hétérogènes à couverture fractionnaire, *Thèse de Doctorat, Université Blaise Pascal*.
- Cornet, C., H. Isaka, B. Guillemet, and F. Szczap, 2004: Neural network retrieval of cloud parameters of inhomogeneous clouds from multiscale radiance data: Feasability study, *J. Geophys. Res.*, 109, D12203, doi: 10.1029/2003JD004186.
- Cover, T. M., and J. A. Thomas, 1991: Elements of Information Theory, *John Wiley*, New York.
- Cruz-Pol, S. L., and C. S. Ruf, 2000: A modified model for specular sea surface emissivity at microwave frequencies, *IEEE. Trans. Geosci. Rem. Sens.*, 38, 858-869.
- Curry, J. A., C. D. Ardeel, L. Tian, 1990: Liquid Water Content and precipitation characterisation of stratiform clouds as inferred from satellite microwave measurements, *J. Geophys. Res.*, 95, 16659-16671.
- Davis, D. T., Z. Chen, L. Tsang, J.-N. Hwang, A. T. C. Chang, 1993: Retrieval of snow parameters by iterative inversion of a neural network, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 31, 842-852.
- Davis, A., A. Marshak, W. Wiscombe, R. Cahalan, 1996: Scale invariance of liquid water distributions in marine stratocumulus. Part I: Spectral properties and stationarity issues, *J. Atmos. Sci.*, 53, 1538-1558.
- Davis, A., A. Marshak, R. F. Cahalan, W. Wiscombe, 1997: The Landsat scale break in stratocumulus as three-dimensional radiative effect: Implications for cloud remote sensing, *J. Atmos. Sci.*, 54, 241-260.
- Davis, C., 2004: A new 3D polarized radiative transfer model for microwave remote sensing in cloudy atmosphere, *Proceedings of the 8th specialist meeting on microwave radiometry and remote sensing applications*, 24-27 February 2004, Faculty of Engineering, University "La Sapienza", Rome, Italy.

- Deblonde, G and N. Wagneur, 1997a: Evaluation of global numerical weather prediction analyses and forecasts using DMSP special sensor microwave imager retrievals. 1. Satellite retrieval algorithm intercomparison study, *J. Geophys. Res.*, 102, 1833-1850.
- Deblonde, G, W. Yu and L. Garand, 1997b: Evaluation of global numerical weather prediction analyses and forecasts using DMSP special sensor microwave imager retrievals. 2. Analyses/forecasts inter comparison with SSM/I retrievals, *J. Geophys. Res.*, 102, 1851-1866.
- Durden, S. L., Z. S. Haddad, A. Kitiyakara, F. K. Li, 1998: Effects of nonuniform beam filling on rainfall retrieval for the TRMM Precipitation Radar, *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 15, 635-646.
- Duroure, C., and B. Guillemet, 1990: Analyse des hétérogénéités spatiales des stratocumulus et cumulus. *Atmos. Research*, 25, 4, 331-350.
- Ebert, E. E., and M. J. Manton, 1998: Performance of satellite rainfall estimation algorithms during TOGA COARE, *J. Atmos. Sci.*, 55, 1537-1557.
- Evans, K. F., J. Turk, T. Wong, G. L. Stephens, 1995: A bayesian approach to microwave precipitation profile retrieval, *J. Appl. Meteorol.*, 34, 260-279.
- Evans, K.F., and W.J. Wiscombe, 2004: An algorithm for generating stochastic cloud fields from radar profile statistics, *accepted in Atmospheric Research, special issue on Clouds and Radiation*.
- Fang, D. J., C. H. Chen, 1982: Propagation of centimeter/millimeter waves along a slant path through precipitation, *Radio Sci.*, 17, 989-1005.
- Farrar, M. R., E. A. Smith, X. Xiang, 1994: The impact of spatial resolution enhancement of SSM/I microwave brightness temperature on rainfall retrieval algorithms, *J. Appl. Meteorol.*, 33, 313-333.
- Faure, T., 2000: Contribution à la restitution de paramètres microphysiques en milieux hétérogènes, *Thèse de Doctorat, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand*.
- Faure, T., H. Isaka, B. Guillemet, 2001a: Neural network analysis of the radiative interaction between neighboring pixels in inhomogeneous clouds, *J. Geophys. Res.*, 106, 14465-14484.
- Faure, T., H. Isaka, B. Guillemet, 2001b: Mapping neural network computation of high resolution radiant fluxes of inhomogeneous clouds, *J. Geophys. Res.*, 106, 14961-14974.
- Ferlay, N., 2003: Analyse multirésolution du transfert radiatif en milieu hétérogène: application de la méthode Galerkin-Ondelette à l'équation du transfert radiatif, *Thèse de Doctorat, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand*.
- Ferraro, R. R., 1997: Special sensor microwave imager derived global rainfall estimates for climatological applications, *J. Geophys. Res.*, 102, 16715-16735.
- Ferraro, R. R., G. F. Marks, 1995: The development of SSM/I rain-rate retrieval algorithms using ground-based radar measurements, *J. Atmos. Ocean. Technol.*, 12, 755-770.



- Ferraro, R. R., E. A. Smith, W. Berg, G. J. Huffman, 1998: A screening methodology for passive microwave precipitation retrieval algorithms, *J. Atmos. Sci.*, 55, 1583-1600.
- Ferraro, R. R., F. Weng, N. C. Grody, A. Basist, 1996: An eight-year (1987-1994) time series of rainfall, clouds, water vapour, snow cover and sea ice derived from SSM/I measurements, *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, 77, 891-905.
- Fu, Y., and G. Liu, 2001: The variability of tropical precipitation profiles and its impact on microwave brightness temperatures as inferred from TRMM data, *J. Appl. Meteorol.*, 40, 2130-2143.
- Fuhrhop, R., T. C. Grenfell, G. Heygster, K. P. Johnsen, P. Schlüssel, M. Schrader, C. Simmer, 1998: A combined radiative transfer model for sea ice, open ocean, and atmosphere, *Radio Sci.*, 33, 303-316.
- Fulton, R., and G. Heymsfield, 1991: Microphysical and radiative characteristics of convective clouds during COHMEX, *J. Appl. Meteorol.*, 30, 98-116.
- Garand, L., 1988. Automated recognition of oceanic cloud pattern. Part I: Methodology and application to cloud climatology, *Journal of Climate*, 1, 20-39.
- Garand, L., 1993. A pattern recognition technique for retrieving humidity profiles from Meteosat or GOES Imagery, *J. Appl. Meteorol.*, 32, 1592-1607.
- Garand, L., and J. A. Weinman, 1986. A structural-stochastic model for the analysis and synthesis of cloud images, *J. Clima. Appl. Meteor.*, 25, 1052-1068.
- Gasiewski, A. J., A. Voronovich, B. L. Weber, B. Stankov, M. Klein, R. J. Hill, J. W. Bao, 2003: Geosynchronous Microwave (GEM) sounder/imager observation system simulation, *Proceedings International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Toulouse, France.
- Gorenburg, I. P., D. McLaughlin, D. Entekhabi, 2001: Scale-recursive assimilation of precipitation data, *Adv. Water Res.*, 24, 941-953.
- Gosset, M., and I. Zawadzki, 2001: Effect of nonuniform beam filling on the propagation of the radar signal at X-band frequencies. Part I: Changes in the  $k(z)$  relationship, *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 18, 1113-1126.
- Graves, C. E., 1993: A model for the beam-filling effect associated with the microwave retrieval of rain, *J. Atmos. Ocean. Technol.*, 6, 5-14.
- Grecu, M., Olson, W. S., E. N. Anagnostou, 2004: Retrieval of precipitation profiles from multiresolution, multifrequency active and passive microwave observations, *J. Appl. Meteorol.*, 43, 562-575.
- Grecu, M., and E. N. Anagnostou, 2002: Use of passive microwave observations in radar rainfall-profiling algorithm, *J. Appl. Meteorol.*, 41, 7, 702-715.
- Greenwald, T. J., G. L. Stephens, T. H. Vonder Haar, D. L. Jackson, 1993: A physical retrieval of cloud liquid water over the global oceans using Special Sensor Microwave (SSM/I) observations, *J. Geophys. Res.*, 98, 18471-18488.

- Greenwald, T. J., S. A. Christopher, J. Chou, 1997a: Cloud liquid water path comparisons from passive microwave and solar reflectance satellite measurements : Assessments of sub-field-of-view cloud effects in microwave retrievals, *J. Geophys. Res.*, 102, 19585-19596.
- Greenwald, T. J., C. L. Combs, A. S. Jones, D. L. Randel, T. H. Vonder Harr, 1997b: Further developments in estimating cloud liquid water over land using microwave and infrared satellite measurements, *J. Appl. Meteorol.*, 36, 389-405.
- Greenwald, T. J., C. L. Combs, A. S. Jones, D. L. Randel, T. H. Vonder Haar, 1999: Error estimates of spaceborne passive microwave retrievals of Cloud Liquid Water over land, *IEEE. Trans. Geosci. Rem. Sens.*, 37, 796-804.
- Greenwald, T. J., et Vonder Haar, T. H., 2001: "What are benefits of combining visible, infrared and microwave satellite data in retrieving cloud physical properties ?," *11th Conférence on Satellite Meteorology and Oceanography*, AMS.
- Grody, N. C., 1991: Classification of snow cover and precipitation using the Special Sensor Microwave/Imager (SSM/I), *J. Geophys. Res.*, 96, 7423-7435.
- Guo, J., L. Tsang, W. Asher, K. H. Ding, C. T. Chen, 2001: Applications of dense media radiative transfer theory for passive microwave remote sensing of foam covered ocean, *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.*, 39, 1019-1027.
- Ha, E., and G. R. North, 1995: Model Studies of the beam-filling error for rain-rate retrieval with microwave radiometers, *J. Atmos. Ocean. Technol.*, 12, 268-281.
- Haferman, J. L., 2000: Microwave scattering by precipitation, Light scattering by nonspherical particles: Theory, measurements, and applications, Mishchenko, *Hovenier, Travis*, Academic Press Ed., 481-524.
- Haferman, J. L., W. F. Krajewski, T. F. Smith, 1994: Three-dimensional aspects of radiative transfer in remote sensing of precipitation: Application to the 1986 COHMEX storm, *J. Appl. Meteorol.*, 33, 1609-1622.
- Haralick, R. M., 1973: Glossary and index to remotely sensed image pattern recognition concepts, *Pattern Recognition*, 5, 391-403.
- Haralick, R. M., K., Shanmugan, I. Dinstein, 1973: Textural features for image classification, *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, SMC-3, 610-621.
- Harris, D., and E. Foufoula-Georgiou, 2001: Subgrid variability and stochastic downscaling of modeled clouds : effects on radiative transfer computations for rainfall retrieval, *J. Geophys. Res.*, 106, 10349-10362.
- Harris, D., and E. Foufoula-Georgiou, 2003: Effects of underrepresented hydrometeor variability and partial beam filling on microwave brightness temperatures for rainfall retrieval, *J. Geophys. Res.*, 108, 8380, doi: 10.1029/2001JD001144.
- Hollinger, J. R., R. Lo, and G. Poe, 1987: Special Sensor Microwave/Imager User's Guide, *Naval Research Laboratory*, Washington, D. C.

- Hong, Y., C. D. Kummerow, W. Olson., 1999: Separation of convective and stratiform precipitation using microwave brightness temperature, *J. Appl. Meteorol.*, 38, 1195-1213.
- Hong, G., J. Miao, G. Heygster, K. Kunzi, 2003: Influence of surface radiation in retrieval of cloud liquid water and precipitable water vapor using AMSR-E data, *Proceedings International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Toulouse, France.
- Horvath, A., and R. Davies, 2001: Simultaneous retrieval of cloud motion and height from polar-orbiter Multiangle Measurements, *Geophys. Res. Letters*, 28, 2915-2918.
- Hozumi, K., T. Harimaya, and C. Magono, 1982: The size distribution of cumulus clouds as a function of cloud amount, *J. Meteor. Soc. Japan*, 60, 691-699.
- Howard, L., 1809: On the modification of clouds, and on the principles of their production, suspension, destruction, *J. Taylor*, London.
- Huang, R., and K. N. Liou, 1983: Polarized microwave radiation transfer in precipitating cloudy atmospheres : Applications to window frequencies, *J. Geophys. Res.*, 88, 3885-3893.
- Hubert, L.F., 1963. Middle latitudes of the northern hemisphere, Tiros data as an analysis aid, Rocket and satellite meteorology, *H. Wexler & J. E. Caskey (eds.)*, North Holland, Amsterdam, pp. 312-16.
- Huffman, G. J., R. F. Adler, P. Arkin, A. Chang, R. Ferraro, A. Gruber, J. Janowiak, A. McNab, B. Rudolf, U. Schneider, 1997: The Global Precipitation Climatology Project (GPCP) combined precipitation dataset, *Bull. Amer. Meteorol. Soc.*, 78, 5-20.
- Inoue, T., 2000: Early results on comparison between cloud information by VIRS and rain information by PR/TMI, *Adv. Space Res.*, 25, 5, 977-980.
- Isaacs, R.G., and J. C. Barnes, 1987: Intercomparaison of cloud imagery from the DMSP OLS, NOAA AVHRR, GOES VISSR, and Landsat MSS, *J. Atmos. Ocean. Technol.*, 4, 647-667.
- Jensen, J. L. W., 1906: Sur les fonctions convexes et les inégalités entre les valeurs moyennes, *Acta Math.*, 30, 175-193.
- Jones, C., P. Peterson, C. Gauthier, 1999: A new method for deriving ocean surface specific humidity and air temperature: An artificial neural network approach, *J. Appl. Meteorol.*, 38, 1229-1245.
- Jones, A. S., and T. H. Vonder Harr, 1990: Passive microwave remote sensing of cloud liquid water over land regions, *J. Geophys. Res.*, 95, 16673-16683.
- Jones, A. S., K. E. Eis, and T. H. Vonder Haar, 1995: A method for multisensor-multispectral satellite data fusion, *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 12, 739-754.
- Jones, A. S., and T. H. Vonder Harr, 1997: Retrieval of microwave surface emittance over land using coincident microwave and infrared satellite measurements, *J. Geophys. Res.*, 102, 13609-13626.

- Jourdan, O., S. Oshchepkov, J.-F. Gayet, V. Shcherbakov, and H. Isaka, 2003: Statistical analysis of cloud light scattering and microphysical properties obtained from airborne measurements, *J. Geophys. Res.*, 108 (D5), 4155, doi:10.1029/2002JD002723.
- Joussaume, S., 1993: Climat d'hier à demain. *Science au présent*, CNRS Editions, CEA.
- Jung, T., E. Ruprecht, F. Wagner, 1998: Determination of Cloud Liquid Water Path over oceans from Special Sensor Microwave Imager (SSM/I) data using neural networks, *J. Appl. Meteorol.*, 37, 832-844.
- Kalkstein, L. S., G. Tan, and J. Skindlov, 1987: An evaluation of objective clustering procedures for use in Synoptic climatological classification, *J. Clim. Appl. Meteo.*, 26, 717-730.
- Kalkstein, L. S., C. D. Barthel, J. S. Greene, M. C. Nichols, 1996: A new spatial synoptic classification: Application to air mass analysis, *Int. J. Climatology*, 16, 983-1004.
- Karbou, F., L. Eymard, C. Prigent, J. R. Pardo, 2003: Microwave land surface emissivity assesment using AMSU-B and AMSU-A measurements, *Proceedings International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Toulouse, France.
- Karstens, U., C. Simmer, E. Ruprecht, 1994: Remote sensing of cloud liquid water, *Meteorol. Atmos. Phys.*, 54, 157-171.
- Kedem, B., L. S. Chiu, G. R. North, 1990: Estimation of mean rain rate : Application to satellite observations, *J. Geophys. Res.*, 95, 1965-1972.
- Klein, U., J. Guizarro, B. Rommen, P. Vogel, P. de Maagt, C. C. Lin, 2003: Microwave instruments developments in ESA's Earth observation future programmes, *Proceedings International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Toulouse, France.
- Kidd, C., 1998: On rainfall retrieval using polarization-corrected temperatures, *Int. J. Remote Sens.*, 19, 981-996.
- Kidd, C., and E. C. Barret, 1990: The use of passive microwave imagery in rainfall monitoring, *Rem. Sens. Env.*, 4, 415-450.
- Kidd, C., D. Kniveton, E. C. Barret, 1998: The advantages and disadvantages of statistically derived-empirically calibrated passive microwave algorithms for rainfall estimation, *J. Atmos. Sci.*, 55, 1576-1582.
- Kidd, C., D. R. Kniveton, M. C. Todd, and T. J. Bellerby, 2003: Satellite rainfall estimation using combined passive microwave and rainfall algorithms, *J. Hydrometeor.*, 4, 1088-1104.
- Klapisz, C., N. Viltard, V. Marecal, 1998: Effects of field of view inhomogeneities on the rain estimation from microwave radiometry, *Int. J. Remote Sens.*, 19, 211-215.
- Klein, U., C.-C. Lin, N. Atkinson, J. Charlton, C. Philpot, 2003: Future microwave radiometers in geostationary and medium earth orbit, *Proceedings International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Toulouse, France.
- Kondratyev, K. Y., 1969: Radiation in the atmosphere, *Academic Press*, New York.

- Krasnopolsky, V. M., W. H. Gemmill, L. C. Breaker, 2000: A neural network multi parameter algorithm for SSM/I ocean retrievals : comparisons and validations, *Rem. Sens. Env.*, 73, 133-142.
- Kretzschmar, R., P. Eckert, D. Cattani, 2004: Neural network classifiers for local wind prediction, *J. Appl. Meteorol.*, 43, 727-738.
- Kuligowski, R. J., and A. P. Barros, 2001: Combined IR-microwave satellite retrieval of temperature and dewpoint profiles using artificial neural networks, *J. Appl. Meteorol.*, 40, 2051-2067.
- Kummerow, C., 1993: On the accuracy of the Eddington approximation for radiative transfer in the microwave frequencies, *J. Geophys. Res.*, 93, 2757-2765.
- Kummerow, C., 1998: Beamfiling errors in passive microwave rainfall retrievals, *J. Appl. Meteorol.*, 37, 356-370.
- Kummerow, C., W. Barnes, T. Kozu, J. Shiue, J. Simpson, 1998: The Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) sensor package, *J. Atmos. Ocean. Technol.*, 15, 809-817.
- Kummerow, C., L. Giglio, 1994a: A passive microwave technique for estimating rainfall and vertical structure information from space. Part I : Algorithm description, *J. Appl. Meteorol.*, 33, 3-18.
- Kummerow, C., and L. Giglio, 1994b: A passive microwave technique for estimating rainfall and vertical structure information from space. Part II : Application to SSM/I data, *J. Appl. Meteorol.*, 33, 19-34.
- Kummerow, C., and L. Giglio, 1995: A method for combining passive microwave and infrared rainfall observations, *J. Atmos. Ocean. Technol.*, 12, 33-45.
- Kummerow, C., I. M. Hakkarinen, H. F. Pierce, J. A. Weinman, 1991: Determination of precipitation profiles from airborne passive microwave radiometric measurements, *J. Atmos. Ocean. Technol.*, 8, 148-157.
- Kummerow, C., and J. A. Weinman, 1988: Determining microwave brightness temperatures from precipitating horizontally finite and vertically structured clouds, *J. Geophys. Res.*, 93, 3720-3728.
- Kummerow, C., R. A. Mack, I. M. Hakkarinen, 1989: A self-consistency approach to improve microwave rainfall rate estimation from space, *J. Appl. Meteorol.*, 28, 869-884.
- Kummerow, C., W. S. Olson, L. Giglio, 1996: A simplified scheme for obtaining precipitation and vertical hydrometeor profiles from passive microwave sensors, *IEEE. Trans. Geosci. Rem. Sens.*, 34, 1213-1232.
- Kummerow, C., P. Poyner, W. Berg, J. Thomas-Stahle, 2004: The effects of rainfall inhomogeneity on climate variability of rainfall estimated from passive microwave sensors, *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 21, 624-638.
- Kuo, K.-S., R. M. Welch, and R. C. Weger, 1993: The three-dimensional structure of cumulus clouds over the ocean. 1 Structural analysis, *J. Geophys. Res.*, 98, 20685-20711.

- Labroue, S., E. Obligis, C. Boone, S. Philipps, 2003: Salinity retrieval from SMOS brightness temperatures, *Proceedings International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Toulouse, France.
- Lafont, D., and B. Guillemet, 2004a: Subpixel fractional cloud cover and inhomogeneity effects on microwave beam-filling error, *Atmospheric Research*, 72, 149-168.
- Lafont, D., and B. Guillemet, 2004b: Beam-filling correction with sub-pixel cloud fraction using a neural network, *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.*, accepté.
- Lafont, D., O. Jourdan, and B. Guillemet, 2004: Mesoscale cloud patterns classification over ocean with a neural network using a new index of cloud variability, *Int. J. Rem. Sens.*, accepté.
- Laporterie, F., 2002: Représentation hiérarchiques d'images avec des pyramides morphologiques. Application à l'analyse et à la fusion spatio-temporelle de données en observation de la Terre, Thèse de Doctorat, *Ecole Nationale Supérieure de l'Aéronautique et de l'Espace*.
- Lee, J., R. C. Weger, S. K Sengupta, R. M. Welch, 1990: A neural network approach to cloud classification, *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.*, 28, 846-855.
- Levizzani, V., and A. Mugnai, 2004: Rainfall measurements from space: Where are we ?, *Proceedings of the 14th International Conference on Clouds and Precipitation*, Bologna, Italy, 1123-1126.
- Levizzani, V. and coauthors, 2002: Use of the MSG Seviri channels in a combined SSM/I, TRMM, and geostationary IR method for rapid updates of rainfall, *1st MSG-RAO workshop*, ESA SP-452, 63-66.
- Li, J., P. Menzel, Z. Yang, R. A. Frey, S. Ackerman, 2003: High-spatial-resolution surface and cloud-type classification from MODIS multispectral band measurements, *J. Appl. Meteorol.*, 42, 204-226.
- Li, W., V. Chandrasekar, G. Xu, 2003: Investigations in radar rainfall estimation using neural networks, *Proceedings International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Toulouse, France.
- Liebe, H. J., G. A. Hufford, and M. G. Cotton, 1993: Propagation modeling of moist air and suspended water/ice particles at frequencies below 1000 GHz, *AGARD 52nd Specialist Meeting of the Electromagnetic Wave Propagation Panel*, Brussels, Belgium, 3.1-3.10.
- Ligda, M. G. H., 1951: Radar storm observations, *Compendium of Meteorology*, AMS, Boston, 1265-1282.
- Liljegren, J. C., E. E. Clothiaux, G. G. Mace, S. Kato, X. Dong, 2001: A new retrieval for cloud liquid water path using a ground-based microwave radiometer and measurements of cloud temperature, *J. Geophys. Res.*, 106, 14485-14500.
- Lin, B., B. Wielicki, P. Minnis, W. Rossow, 1998a: Estimation of water cloud properties from satellite microwave, infrared and visible measurements in oceanic environments. 1. Microwave brightness temperature simulations, *J. Geophys. Res.*, 103, 3873-3886.

- Lin, B., P. Minnis, B. Wielicki, D. R. Doelling, R. Palikonda, D. F. Young, T. Uttal, 1998b: Estimation of water cloud properties from satellite microwave, infrared and visible measurements in oceanic environments. 2. Results, *J. Geophys. Res.*, 103, 3887-3905.
- Lin, B., and P. Minnis, 2000: Temporal variations of land surface microwave emissivities over the atmospheric radiation measurement program southern Great Plains site, *J. Appl. Meteorol.*, 39, 1103-1116.
- Lin, B., W. Rossow, 1994: Observations of cloud liquid water path over oceans : Optical and microwave remote sensing methods, *J. Geophys. Res.*, 99, 20907-20927.
- Liou, K. N., 1980: An Introduction to Atmospheric Radiation, Academic, San Diego, CA.
- Liu, G., 1998: A fast and accurate model for microwave radiance calculations, *J. Meteor. Soc. Japan*, 76, 335-343.
- Liu, G., and J. Curry, 1992: Retrieval of precipitation from satellite microwave measurement using both emission and scattering, *J. Geophys. Res.*, 97, 9959-9974.
- Liu, G., and J. Curry, 1993: Determination of characteristic features of Cloud Liquid Water from satellite microwave measurement, *J. Geophys. Res.*, 98, 5069-5092.
- Liu, G., J. A. Curry, R. S. Sheu, 1995: Classification over the western equatorial Pacific Ocean using combined infrared and microwave satellite data, *J. Geophys. Res.*, 100, 13811-13826.
- Liu, G., and J. Curry, 1998: An investigation of the relationship between emission and scattering signals in SSM/I data, *J. Atmos. Sci.*, 55, 1628-1643.
- Liu, G., H. Shao, Tschudi, M., and J. Haggerty, 2001: "Determination of liquid water path and effective radius for water clouds using microwave and visible measurements," *11th conference on satellite meteorology and oceanography*, AMS.
- Liu, Q., C. Simmer, E. Ruprecht, 1996: Three-dimensional radiative effects of clouds in the microwave spectral range, *J. Geophys. Res.*, 101, 4289-4298.
- Lovejoy, S., 1982: Area perimeter relation for rain and cloud area, *Science*, 216, 185-187.
- Lovejoy, S., and G. L. Austin, 1980: The estimation of rain from satellite-borne microwave radiometers, *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 106, 255-276.
- Lovejoy, S., D. Schertzer, P. Silas, Y. Tessier, and D. Lavallée, 1993: The unified scaling model of atmospheric dynamics and systematic analysis of scale invariance in cloud radiances, *Ann. Geophys.*, 11, 119-127.
- Magurran, A.E., 1988: Ecological diversity and its measurement, *Croom Helm*, London.
- Mandelbrot, B., 1977: Fractals : form, chance and dimension, *Freeman*, San Fransisco.
- Marshak, A., A. Davis, W. Wiscombe, R. Cahalan, 1995: Radiative smoothing in fractal clouds, *J. Geophys. Res.*, 100, 26247-26261.

- Marshall, J. S., W. M. C. Palmer, 1948: The distribution of raindrop with size, *J. Meteo.*, 5, 165-166.
- Marzano, F. S., A. Mugnai, G. Panegrossi, N. Pierdicca, E. A. Smith, J. Turk, 1999: Bayesian estimation of precipitating cloud parameters from combined measurements of spaceborne microwave radiometer and radar, *IEEE. Trans. Geosci. Rem. Sens.*, 37, 596-613.
- Marzano, F. S., E. Fionda, P. Ciotti, A. Martelluci, 2002: Ground-based multifrequency microwave radiometry for rainfall remote sensing, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 40, 742-759.
- Marzano, F. S., D. Cimini, R. Ware, E. Fionda, P. Ciotti, 2003: Characterization of rainfall signature due to multispectral microwave radiometric data from ground, *Proceedings International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Toulouse, France.
- Marzano, F. S., M. Palmacci, D. Cimini, G. Giulani, and J. Turk, 2004: Multivariate statistical integration of satellite infrared and microwave radiometric measurements for rainfall retrieval at the geostationary scale, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 42, 584-592.
- Masunaga, H., T. Y. Nakajima, T. Nakajima, M. Kachi, R. Oki, S. Kuroda, 2002a: Physical properties of maritime low clouds as retrieved by combined use of TRMM Microwave Imager and Visible/Infrared Scanner. I. Algorithm, *J. Geophys. Res.*, DOI 10.1029/2001JD001229.
- Masunaga, H., T. Y. Nakajima, T. Nakajima, M. Kachi, K. Suzuki, 2002b: Physical properties of maritime low clouds as retrieved by combined use of TRMM Microwave Imager and Visible / Infrared Scanner. II. Climatology of warm clouds and rain, *J. Geophys. Res.*, DOI 10.1029/2001JD001229.
- Matsoukas, C., S. Islam, R. Kothari, 1999: Fusion of radar and rain gage measurements for an accurate estimation of rainfall, *J. Geophys. Res.*, 104, 31437-31450.
- Meador, W. E. and W. R. Weaver, 1980: Two-stream approximations to radiative transfer in planetary atmospheres: A unified description of existing methods and a new improvements, *J. Atmos. Sci.*, 37, 630-643.
- Meneghini, R., R. Rincon, L. Liao, 2003: On the use of the log-normal particle size distribution to characterize global rain, *Proceedings International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Toulouse, France.
- McCulloch, W. S., and W. H. Pitts, 1943: A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, *Bull. of Math. Biophysics*, 5, 115.
- McGaughey, G., E. J. Zipser, 1996: Passive microwave observations of the stratiform regions of two tropical oceanic mesoscale convective systems, *J. Appl. Meteorol.*, 35, 1949-1962.
- McGaughey, G., E. J. Zipser, R. W. Spencer, R. E. Hood, 1996: High-resolution passive microwave observations of convective systems over the tropical Pacific ocean, *J. Appl. Meteorol.*, 35, 1921-1948.



- McCollum, J. R., and W. F. Krajewski, 1998: Investigations of errors sources of the Global Precipitation Climatology Project emission algorithm, *J. Geophysical Res.*, 103, 28711-28719.
- Mie, G., von, 1908: Betreige zur Optik trüber Medien, speziell Kolloïdaler Metallösungen, *Annalen der Physik*, 25, 377.
- Miletta, J., and K. B. Katsaros, 1995: Using coincident multispectral satellite data to assess the accuracy of special sensor microwave imager liquid water path measurements, *J. Geophys. Res.*, 100, 16333-16339.
- Miller, S. W., and W. J. Emery, 1997: An automatic neural-network cloud classifier for use over land and ocean surface, *J. Appl. Meteorol.*, 36, 1346-1362.
- Mugnai, A., H. J. Cooper, E. A. Smith, G. J. Tripoli, 1990: Simulation of microwave brightness temperature of an evolving hailstorm at SSM/I frequencies, *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, 71, 2-13.
- Mugnai, A., E. A. Smith, G. J. Tripoli, 1993: Foundations for statistical-physical precipitation retrieval from passive microwave satelllitle measurements. Part II: Emission-source and generalized weighting-function properties of a time-dependent cloud-radiation model, *J. Appl. Meteorol.*, 32, 17-39.
- Myneni, R. B., F. G. Hall, P. J. Sellers, and A. L. Marshack, 1995: The interpretation of spectral vegetation indexes, *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.*, 33, 481-486.
- Nagler, K.M., and S. D. Soules, 1965: Cloud photography from the Gemini 4 spaceflight, *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 46, 522-527.
- Nakajima, T. Y., and T. Nakajima, 1995: Wide-area determination of cloud microphysical properties from NOAA AVHRR measurements for FIRE and ASTEX regions, *J. Atmos. Sci.*, 52, 4043-4049.
- Nakamura, K., 1991: Biases of rain retrieval algorithms for spaceborne radar caused by nonuniformity of rain, *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 8, 363-373.
- Nativi, S., E. C. Barrett, M.J. Beaumont, 1997: Monitoring of rainfall integrating active and passive microwave sensors : Possibilities and problems, *Phys. Chem. Earth (B)*, 22, 229-233.
- Negri, A. J., R. F. Adler, C. D. Kummerow, 1989: False-Color display of Special Sensor Microwave/Imager (SSM/I) data, *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, 70, 146-151.
- New, M., M. Todd, M. Hulme, P. Jones, 2001: Precipitation measurements and trends in the twentieth century, *Int. J. Climatol.*, 21, 1899-1922.
- Obligis, E., 1996: Estimation des précipitations par radiométrie hyperfréquence pendant l'expérience TOGA-COARE, *Thèse de Doctorat*, Université Denis Diderot, Paris 7.
- Olson, W. S., 1989: Physical retrieval of rainfall rates over the ocean by multispectral radiometry: Application to tropical cyclones, *J. Geophys. Res.*, 94, 2267-2280.

- Olson, W. S., C. D. Kummerow, G. M. Heymsfield, L. Giglio, 1996: A method for combined passive-active microwave retrievals of cloud and precipitation profiles, *J. Appl. Meteorol.*, 35, 1763-1789.
- Olson, W. S., Y. Hong, C. D. Kummerow, J. Turk, 2001: A texture-polarization method for estimating convective-stratiform precipitation area coverage from passive microwave radiometer data, *J. Appl. Meteorol.*, 40, 1577-1591.
- OMM (Organisation Météorologique Mondiale), 1987: Atlas International des Nuages.
- Oreopoulous, L., and H. W. Barker, 1999: Accounting for subgrid-scale cloud variability in a multi-layer 1d solar radiative transfer algorithm, *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 25, 301-330.
- Pardo, J. R., J. Cernicharo, E. Serabyn, 2001: Atmospheric transmission at microwaves (ATM): An improved model for millimeter/submillimeter applications, *IEEE Trans. Antennas Propag.*, 49, 1683-1694.
- Parikh, J.A., 1977: A comparative study of cloud classification techniques, *Remote Sens. Environ.*, 6, 67-81.
- Peake, W. H., 1959: Interaction of electromagnetic waves with some natural surfaces, *IRE Trans. Antennas Propag.* AP-7, S324-S329.
- Petrenko, B. Z., 2001a: The beamfilling algorithm for retrieval of hydrometeor profile parameters from passive microwave measurements, *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.*, 39, 117-124.
- Petty, G. W., 1990: On the response of the Special Sensor Microwave / Imager to the marine environment: Implications for atmospheric parameter retrievals, *Ph.D Dissertation*, University of Washington.
- Petty, G. W., 1994: Physical retrievals of over-ocean rain rate from multichannel microwave imagery. Part I: Theoretical characteristics of normalized polarization and scattering indices, *Meteor. Atmos. Phys.*, 54, 79-99.
- Petty, G. W., 2001: Physical and microwave radiative properties of precipitating clouds. Part 1 Principal component analysis of observed multichannel microwave radiances in tropical stratiform rainfall, *J. Appl. Meteorol.*, 40, 2105-2114.
- Petty, G. W., and K. B. Katsaros, 1992: The response of the SSM/I to the marine environment. Part I : An analytic model for the atmospheric component of observed brightness temperatures, *J. Atmos. Ocean. Technol.*, 9, 746-761.
- Petty, G. W., and K. B. Katsaros, 1994: The response of the SSM/I to the marine environment. Part II : A parametrization of the effect of the sea surface slope distribution on emission and reflection, *J. Atmos. Ocean. Technol.*, 11, 617-628.
- Petty, G. W. and D. K. Miller, 1995: Satellite microwave observations of precipitation correlated with intensification rate in extratropical oceanic cyclones, *Mon. Wea. Rev.*, 123, 1904-1911.

- Phalippou, L., 1996: Variational retrieval of humidity profile, wind speed and cloud liquid-water path with the SSM/I : Potential for numerical weather prediction, *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 122, 327-355.
- Pielke, R. A., W. R. Cotton, R. L. Walko, C. J. Tremback, M. E. Nicholls, M. D. Moran, D. A. Wesley, T. J. Lee, and J. H. Copeland, A comprehensive meteorological modeling system - RAMS, *Meteorol. Atmos. Phys.*, 49, 69-91, 1992.
- Plank, V.G., 1969: The size distribution of cumulus clouds in representative Florida populations, *J. Appl. Meteorol.*, 8, 48-67.
- Prabhakara, C., G. Dalu, L. Liberti, J. J. Nucciarone, R. Suhasini, 1992: Rainfall estimation over oceans from SSMR and SSM/I microwave data, *J. Appl. Meteorol.*, 31, 532-552.
- Prigent, C., F. Aires, W. B. Rossow, 2003: Retrieval of surface and atmospheric geophysical variables over snow-covered land from combined microwave and infrared satellite observations, *J. Appl. Meteorol.*, 42, 368-380.
- Primo, C., A. Galvan, C. Sordo, and J. M. Gutierrez, 2004: Statistical linguistic characterization of variability in observed and stochastic daily precipitation series, submitted to *J. Appl. Meteorol.*
- Pruppacher, H. R., J. D. Klett, 1980: Microphysics of clouds and precipitation, *Ed. D. Reidel*, 424 p.
- Pulvirenti, L., N. Pierdicca, F. S. Marzano, P. Castracane, G. D'Auria, 2002: A physical-statistical approach to match passive microwave retrieval of rainfall to mediterranean climatology, *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.*, 40, 2271-2284.
- Raffaëlli, J. L., 1995: Analyse de la couverture nuageuse de haute altitude à partir de l'imagerie satellite, *Thèse de doctorat de l'Université Paris VII*.
- Ramirez, J. A., and R. L. Bras, 1990: Clustered or regular cumulus cloud fields : The statistical character of observed and simulated cloud fields, *J. Geophys. Res.*, 95, 2035-2045.
- Randall, D.A., and G. Huffman, 1980: A stochastic model of cumulus clumping, *J. Atmos. Sci.*, 37, 2068-2078.
- Randen, T., and J. H. Husoy, 1999: Filtering for texture classification : a comparative study, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21, 291-310.
- Roberti, L., J. Hafferman, C. Kummerow, 1994: Microwave radiative transfer through horizontally inhomogeneous precipitating clouds, *J. Geophys. Res.*, 99, 16707-16718.
- Rodgers, E. B., R. Adler, H. Pierce, 2000: Contribution of tropical cyclones to the pacific climatological rainfall as observed from satellites, *J. Appl. Meteorol.*, 39, 1658-1678.
- Rossow, W. B., Delo C., Cairns B., 2002: Implication of observed mesoscale variations of clouds for the Earth radiation budget, *J. Climate*, 15, 557-585.

- Roux, S. G., A. Arneodo, N. Decoster, 2000: A wavelet-based method for multifractal image analysis. III. Applications to high-resolution satellite images of cloud structure, *Eur. Phys. J. B.*, 15, 765-786.
- Saunders, R. W., and K. T. Kriebel, 1988: An improved method for detecting clear sky and cloudy radiances from AVHRR data, *Int. J. Rem. Sens.*, 9, 123-150.
- Savage, R. C., 1976: The transfer of thermal microwaves through hydrometeors, Ph.D. Dissertation, *University of Wisconsin*, Madison, 147 pp.
- Scorer, R. S., 1986: Cloud investigation by satellite, Ellis Horwood limited.
- Sengupta, S. K., R. M. Welch, M. S. Navar, T. A. Berendes, D. W. Chen, 1990: Cumulus cloud field morphology and spatial patterns derived from high spatial resolution Landsat imagery, *J. Appl. Meteor.*, 29, 1245-1267.
- Shenk, W. E., R. J. Holub, R. A. Neff, 1976: A multispectral cloud type identification method developed for tropical ocean areas with Nimbus-3 MRIR measurements, *Mon. Weath. Review*, 104, 284-291.
- Shin, D.-B., and C. Kummerow, 2003: Parametric rainfall retrieval algorithms for passive microwave radiometers, *J. Appl. Meteorol.*, 42, 1480-1496.
- Shin, D.-B., and L. S. Chiu, 2003: Precipitation retrievals using radiometric and spatial information of passive microwave radiometers, *Proceedings International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Toulouse, France.
- Shin, K. S., P. E. Riba, and G. R. North, 1990: Estimation of area-averaged rainfall over tropical oceans from microwave radiometry: A single channel approach, *J. Appl. Meteorol.*, 29, 1031-1042.
- Short, D. A., and G. R. North, 1990: The beam filling error in the Nimbus E Electronically Scanning Microwave Radiometer observations of Global Atlantic Tropical Experiment Rainfall, *J. Geophys. Res.*, 95, 2187-2193.
- Simmer, C., 1994: Satellitenfernerkundung Hydrologischer Parameter der Atmosphäre mit Mikrowellen, Verlag Dr. Kovac, Hamburg, Germany.
- Simmer, C., 1999: Contribution of microwave remote sensing from satellites to studies on the Earth budget and the hydrological cycle, *Adv. Space Res.*, 24, 897-905.
- Simpson, J., C. Kummerow, W.-K. Tao, R. F. Adler, 1996: On the Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM), *Meteorol. Atmos. Phys.*, 60-19-36.
- Smith et al., 1998: Results of WetNet PIP-2 project, *J. Atmos. Sci.*, 55, 1483-1536.
- Smith, E. A., X. Xiang, A. Mugnai, R. E. Hood, R. W. Spencer, 1994: Behavior of an inversion-based precipitation retrieval algorithm with high-resolution AMPR Measurements including a low-frequency 10.7 Ghz channel, *J. Atmos. Ocean. Technol.*, 11, 858-873.

- Smith, E. A., X. Xiang, A. Mugnai, and G. Tripoli, 1994: Design of an inversion-based precipitation profile retrieval algorithm using an explicit cloud model for initial guess microphysics, *Meteorol. Atmos. Phys.*, 54.
- Spencer, R. W., H. M. Goodman, R. E. Hood, 1989: Precipitation Retrieval over land and ocean with the SSM/I: identification and characteristics of the scattering signal, *J. Atmos. Ocean. Technol.*, 6, 254-273.
- Spencer, R. W., B. B. Hinton, and W. S. Olson, 1983: Nimbus-7 37 GHz radiances correlated with radar rain rates over the Gulf of Mexico, *J. Appl. Meteor.*, 22, 2095-2099.
- Spencer, R. W., 1986: A satellite passive 37-GHz scattering-based method for measuring oceanic rain rates, *J. Clim. Appl. Meteorol.*, 25, 754-766.
- Spencer, R. W., R. E. Hood, F. J. LaFontaine, E. A. Smith, R. Platt, J. Galliano, V. L. Griffin, E. Lobl, 1994: High-resolution imaging of rain systems with the Advanced Microwave Precipitation Radiometer, *J. Atmos. Ocean. Technol.*, 11, 850-857.
- Spencer, R., 2001: The role of passive microwave radiometers in climate monitoring, *11th conference on satellite meteorology and oceanography*, AMS.
- Staelin, D. H., A. H. Barrett, J. W. Waters, F. T. Barath, E. J. Johnston, P. W. Rosenkranz, N. E. Gaut, and W. B. Lenoir, 1973: Microwave spectrometer on the Nimbus 5 satellite: meteorological and geophysical data, *Science*, 182, 1339-1341.
- Szczap, F., H. Isaka, M. Saute, B. Guillemet, and I. Ioltukhovski, 2000: Effective radiative properties of bounded cascade nonabsorbing clouds: Definition of the equivalent homogeneous cloud approximation, *J. Geophys. Res.*, 105, 20617-20634.
- Tapiador, F. J., C. Kidd, V. Levizzani, F. S. Marzano, 2004: A neural network-based fusion technique to estimate half-hourly rainfall estimates at 0.1° resolution from satellite passive microwave and infrared data, *J. Appl. Meteorol.*, 43, 576-594.
- Taylor, J. P., S. J. English, 1995: The retrieval of cloud radiative and microphysical properties using combined near-infrared and microwave radiometry, *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 121, 1083-1112.
- Tesmer, J. R., and T. T. Wilheit, 1997: An improved microwave radiative transfer model for tropical oceanic precipitation, *J. Atmos. Sci.*, 55, 1674-1688.
- Testud, J., P. Amayenc, X. Dou, T. Tani, 1996: Tests of rain profiling algorithms for a spaceborne radar using raincell models and real data precipitation fields, *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 13, 426-453.
- Todd, M. C., and J. O. Bailey, 1995: Estimates of rainfall over the United Kingdom and surrounding seas from the SSM/I using the polarization corrected temperature algorithm, *J. Appl. Meteorol.*, 34, 1254-1265.
- Todd, M. C., C. Kidd, D. Kniveton, T. J. Bellerby, 2001: A combined satellite infrared and passive microwave technique for estimation of small scale rainfall, *J. Atmos. Ocean Technol.*, 18, 742-755.

- Tsintikidis, D., J. L. Haferman, E. N. Anagnostou, W. F. Krajewski, T. F. Smith, 1997: A neural network approach to estimating rainfall from spaceborne microwave data, *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.*, 35, 1079-1092.
- Turk, J., F. S. Marzano, A. Mugnai, 1998: Effects of degraded sensor resolution upon passive microwave precipitation retrievals of tropical rainfall, *J. Atmos. Sci.*, 55, 1689-1705.
- Turk, J. F., G. Rohaly, J. Hawkins, E. A. Smith, F. S. Marzano, A. Mugnai, and V. Levizzani, 2000: Meteorological applications of precipitation estimation from combined SSM/I, TRMM and geostationary satellite data, *Microwave Radiometry and Remote Sensing of the Earth's Surface and Atmosphere*, P. Pampaloni and S. Paloscia Eds., VSP Int. Sci. Publisher, Utrecht (The Netherlands), 353-363.
- Varma, A. K., G. Liu, Y.-J. Noh, 2004: Sub-pixel scale variability of rainfall and its application to mitigate the beam-filling problem, *J. Geophys. Res.*, 109, D18, DOI 10.1029/2004JD004968.
- Varma, A. K., and G. Liu, 2004: A near-global survey of the horizontal variability of rainfall, *submitted to Monthly Weather Review*.
- Viltard, N., C. Kummerow, W. S. Olson, Y. Hong, 2000: Combined use of the radar and radiometer of TRMM to estimate the influence of drop size distribution on rain retrievals, *J. Appl. Meteorol.*, 39, 2103-2114.
- Wang, J. R., R. Meneghini, H. Kumagai, T. T. Wilheit, C.W. Boncyk, P. Racette, J. R. Tesmer, B. Maves, 1994: Airborne active and passive microwave observations of super typhoon Flo, *IEEE. Trans. Geosci. Rem. Sens.*, 32, 231-241.
- Wang, J. R., J. Zhan, P. Racette, 1997: Storm-associated microwave radiometric signatures in the frequency range of 90-220 GHz, *J. Atmos. Ocean. Technol.*, 14, 13-31.
- Warren, S. G., 1984: Optical constants of ice from the ultraviolet to the microwave, *J. Appl. Optics*, 23, 1206-1225.
- Weger, R.C., J. Lee, T. Zhu, R. M. Welch, 1992: Clustering, randomness, and regularity in cloud fields: 1. Theoretical considerations, *J. Geophys. Res.*, 97, 20519-20536.
- Weger, R.C., J. Lee, and R. M. Welch, 1993: Clustering, randomness, and regularity in cloud fields: 3. The nature and distribution of clusters, *J. Geophys. Res.*, 98, 18449-18463.
- Welch, R. M., S. K. Sengupta, D. W. Chen, 1988: Cloud field classification based upon high spatial resolution textural features 1. Gray level co-occurrence matrix approach, *J. Geophys. Res.*, 93, 12663-12681.
- Welch, R.M., S. K. Sengupta, A. K. Goroch, P. Rabindra, N. Rangaraj, M. S. Navar, 1992: Polar cloud and surface classification using AVHRR imagery: An intercomparison of methods, *J. Appl. Meteorol.*, 31, 405-420.
- Welch, R. M., and B. A. Wielicki, 1984: Stratocumulus cloud field reflected fluxes: the effect of cloud shape, *J. Atmos. Sci.*, vol. 41, 3085-3103.
- Weinman, J. A., R. Davies, 1978: Thermal microwave radiances from horizontally finite clouds of hydrometeors, *J. Geophys. Res.*, 83, 3099-3107.

- Weinman, J. A., and P. J. Guetter, 1977: Determination of rainfall distribution from microwave radiation measured by Nimbus-6 ESMR, *J. Appl. Meteorol.*, 16, 437-442.
- Weng, F., and N. C. Grody, 1994: Retrieval of cloud liquid water using the special sensor microwave imager (SSM/I), *J. Geophys. Res.*, 99, 25535-25551.
- Weng, F., B. Yan, N. Grody, 2001: A microwave land emissivity model, *J. Geophys. Res.*, 106, 20115-20123.
- Wentz, F. J., 1983: A model function for ocean microwave brightness temperatures, *J. Geophys. Res.*, 88, 1892-1908.
- Wiedner, M., C. Prigent, J. R. Pardo, O. Nuissier, J. P. Chaboureaud, J. P. Pinty, P. Mascart, 2004: Modeling of passive microwave responses in convective situations using output from mesoscale model: Comparison with TRMM/TMI satellite observations, *J. Geophys. Res.*, 109, D06214, doi: 10.1029/2003JD004280.
- Wielicki, B.A., and Welch, R.M., 1986. Cumulus cloud properties derived using Landsat satellite data, *J. Clim. Appl. Meteorol.*, 25, 261-276.
- Wilheit, T. T., T. C. Chang, M. S. V. Rao, E. B. Rodgers, J. S. Theon, 1977: A satellite technique for quantitatively mapping rainfall rates over the oceans, *J. Appl. Meteorol.*, 16, 551-560.
- Wilheit, T. T., 1986: Some comments on passive microwave measurement of rain, *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 67, 1226-1232.
- Wilheit, T. T., A. Chang, L. S. Chiu, 1991: Retrieval of monthly rainfall indices from microwave measurements using probability distribution functions, *J. Atmos. Ocean. Technol.*, 8, 118-136.
- Wu, R., and J. A. Weinman, 1984: Microwave radiances from precipitating clouds containing aspherical ice, combined phase, and liquid hydrometeors, *J. Geophys. Res.*, 89, 7170-7178.
- Xu, L., X. Gao, S. Sorooshian, 1999: A microwave infrared threshold technique to improve the GOES Precipitation Index, *J. Appl. Meteorol.*, 38, 569-579.
- Yeh, H.-W., K.-N. Liou, 1983: Remote sounding of cloud parameters from a combination of infrared and microwave channels, *J. Clim. Appl. Meteorol.*, 22, 201-213.
- Zhao, G., and L. Di Girolamo, 2004: A cloud fraction versus view angle technique for automatic in-scene evaluation of the MISR cloud mask, *J. Appl. Meteorol.*, 43, 860-869.
- Zhao, B., and Z. Yao, 2001: Rainfall retrieval and flooding monitoring in China using TRMM Microwave Imager (TMI), *J. Meteorol. Soc. Japan*, 79, 301-315.
- Zhu, T., J. Lee, R. C. Weger, R. M. Welch, 1992: Clustering, randomness, and regularity in cloud fields: 1. Cumulus cloud fields, *J. Geophys. Res.*, 97, 20537-20558.
- Zuidema, P., and D. Hartmann, 1995: Satellite determination of stratus cloud microphysical properties, *J. Climate*, 8, 1638-1656.







## Résumé

L'observation par satellites des précipitations et du contenu en eau des nuages par les radiomètres micro-ondes (MW) constitue l'une des bases de l'étude du climat. Cependant, les hétérogénéités des nuages ont des conséquences à l'échelle des observations MW. En effet, l'aspect non linéaire du transfert radiatif MW et le remplissage partiel du champ de vision grossier des radiomètres conduisent à des sous-estimations des quantités retrouvées, un phénomène communément appelé "beam-filling effect" (BFE).

Dans un premier temps, à partir de simulations radiatives, la relation entre le BFE et la couverture nuageuse fractionnaire (CF) sous-pixel est étudiée sur des cas typiques de nuages non-précipitants et précipitants. Divers paramètres qui caractérisent la variabilité spatiale à l'intérieur des pixels MW, permettent également de quantifier les effets de l'hétérogénéité sur les températures de brillance (TB). Les résultats montrent que le BFE est très sensible au type de nuage, et atteint un maximum pour les nuages précipitants avec une faible couverture nuageuse (*Lafont et Guillemet, 2004a*). Cet effet est renforcé par la présence de la diffusion causée par les précipitations liquides et glacées.

Ensuite, la couverture sous-pixel étant le principal facteur à prendre en compte pour une correction des estimations des précipitations par MW, un couplage TB-CF en entrée d'un algorithme basé sur le canal 85 GHz et utilisant les réseaux de neurones, a été effectué (*Lafont et Guillemet, 2004b*). Pour tester cette approche, des données satellites co-localisées MW, radar et infrarouge (IR) de la mission TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission) ont été utilisées, puis deux couvertures sous-pixel ont été définies et combinées aux TB : la première est la fraction nuageuse dérivée des mesures IR, et la seconde la fraction de pluie dérivée des mesures radar. Les résultats sont encourageants et montrent l'avantage d'exploiter l'information déduite de la synergie entre différents capteurs.

L'étude du BFE a montré la nécessité de séparer les types nuageux dans les procédures de restitution. Dans l'optique d'une classification intégrée aux restitutions par MW, une méthode a été développée permettant de caractériser rapidement les scènes nuageuses à méso-échelle. La classification est obtenue à partir d'un indice basé sur les données IR - l'indice de diversité (DI) - (*Lafont et al., 2005*) dérivé d'un paramètre employé pour décrire la variabilité des écosystèmes et utilisant le formalisme de l'information. Plus précisément, grâce à cet indice, on obtient la séparation des nuages de la couche limite, puis en le combinant avec un deuxième paramètre en entrée d'un réseau de neurones, il est possible d'obtenir une classification des nuages ne nécessitant pas de seuil pour discriminer ciel clair et ciel nuageux. Cette classification utilisant un seul canal IR montre une précision proche de 80 % suivant une classification de référence. Cette nouvelle approche ouvre des possibilités d'applications météo et climatiques.

## Abstract

Satellite observations of precipitation and liquid water path by passive microwave (MW) radiometers are one of the basis for climate study. However, cloud inhomogeneities have consequences at MW observation scales. Indeed, the non-linear behaviour of MW radiative transfer and the partial filling of coarse MW radiometer field-of-view cause the underestimation of retrieved quantities, a phenomenon commonly called the beam-filling effect (BFE).

In a first step, from radiative simulations, the relationship between BFE and the sub-pixel cloud fraction (CF) is studied for typical precipitating and non-precipitating clouds. The effect of heterogeneity on TB is also studied through several parameters which characterize the variability within MW pixels. The results show that the BFE is very sensitive to the cloud type, and reaches its maximum for raining clouds with low cloud fraction (*Lafont and Guillemet, 2004a*). This effect is reinforced by the scattering from liquid and ice precipitations.

As the sub-pixel cloud fraction appears to be one of the main factors for a correction of rainfall MW retrievals, TB and CF are combined as inputs of a neural network algorithm based on 85 GHz (*Lafont and Guillemet, 2004b*). MW, infrared (IR) and radar data from TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission) have been used to test this approach. Two sub-pixel cloud fractions are defined: the first is the cloud fraction derived from IR measurements, the second is the rain fraction calculated from radar. The results are encouraging and show the advantage to exploit the information deduced from the synergic use of different sensors.

The BFE study has shown the necessarily separation of cloud types in the retrieval procedures. In the perspective of a classification embedded in a MW retrieval algorithm, a method has been developed for the classification of mesoscale cloud scenes. The classification is obtained from an index based on IR data - the diversity index (DI) - (*Lafont et al., 2005*) derived from a parameter used to describe ecosystems variability and using the formalism of information. More precisely, with DI alone, we obtain the separation of the boundary layer clouds, and then in combining DI with a second parameter as neural network inputs, it is possible to obtain a cloud classification without the use of a threshold to distinguish clear and cloud sky. This single-IR channel classification shows an accuracy near 80% with a reference classification. This new approach suggests meteorological and climatic applications.